Conférence IBPSA France 2026 & Ecole thématique SIMUREX

PROCEEDINGS

Lyon, 18-22 mai 2026

Conference2026.ibpsa.fr

La conférence est organisée par le laboratoire CETHIL au Campus universitaire de la Doua (le premier jour), puis à aux Voiles du Grand Large à Meyzieux. Le thème principal de la conférence est « la surchauffe ». Les conférences IBPSA abordent tous les aspects de la modélisation, de la simulation et de la métrologie des bâtiments et des systèmes associés.



Sponsors / Partenaires

- ☐ Conférences plénières
- ☐ Liste des auteurs et des titres
- ☐ Table des matières & articles

Conférences plénières IBPSA France 2026

Conférence plénière n°1

« Les arbres – Fonctionnement et rafraîchissement urbain » par Marc Saudreau, UMR Piaf

Les arbres possèdent une capacité remarquable : moduler la température de leurs feuilles grâce à la transpiration. Cette régulation thermique, très variable dans le temps et selon les essences, dépend de multiples facteurs : leur environnement aérien et souterrain, la structure de leurs houppiers et leur physiologie. Souvent présentée comme un levier clé pour améliorer le confort thermique urbain, sa mise en œuvre doit se faire à la lumière d'une compréhension approfondie des processus physiologiques sous-jacents et de leurs modélisations. Ce cours a pour objectif d'introduire les bases physiologiques du fonctionnement des arbres et d'analyser leurs impacts sur le microclimat thermique local.

Conférence plénière n°2

« Adaptation aux vagues de chaleur : données, outils et dispositifs » par Véronique Dufour, Ville et Aménagement Durable

La présentation illustrera le benchmark des ressources et problématiques des professionnels, liées au confort d'été. Il s'agira de présenter un panel de solutions à disposition des acteurs pour traiter ce sujet et de mettre en exergue les questionnements de terrain.

Conférence plénière n°3

« STD, de la préhistoire à nos jours, comment nous en sommes arrivés là aujourd'hui.» par Jean-Jacques Roux, UMR CETHIL

André Nessi et Léon Nisolle publient trois ouvrages en 1925, 1929 et 1933, afin de fournir aux bureaux d'études des moyens de calculs simplifiés par l'utilisation de méthodes graphiques et d'abaques préétablis : «Par l'introduction systématique, seulement esquissée dans le livre précédent, de la fonction d'influence dans les problèmes de chauffage, nous sommes parvenus à atteindre non seulement une grande précision, mais aussi à éviter toutes les difficultés mathématiques d'application au personnel des bureaux d'études … En partant des calculs de déperditions en régime dynamique et des résultats des abaques, on établit en quelques minutes la formule qui donne la température de l'air.» … Que s'est-il passé depuis cette lointaine époque ?

	Auteurs	Titre
253	ABBOUD, Charbel; HENDEL, Martin; ROYON, Laurent	Revêtements urbains frais pour l'adaptation de Paris aux canicules
252	ALAAELDIN, Amr Basyony Abdelaziz; BEN SACI, Abdelkader; HASAN, Asmaa; FARGHALY, Tarek	Sensitivity-Based Identification of Passive Thermal Performance Drivers for Office Building Envelopes Across Egyptian Climatic Contexts
215	ANSA-ASARE, Jessica Odeibea; SHAHID, Muhammad Salman; TWUM-DUAH, Nana Kofi; DELINCHANT, Benoit; WURTZ, Frédéric	Atteindre la flexibilité d'énergie sans compromettre le confort : Une étude sur la modulation des consignes des centrales de traitement d'air dans un bâtiment tertiaire
196	ARIDI, Mona; ARIDI, Rima; PANNIER, Marie-Lise; LEMENAND, Thierry	Long-Term Performance Degradation Analysis of Geothermal Heat Pump Systems: A Multi-Unit Field Study
239	ASSAF, Marwan; BRACHELET, Franck; TITTELEIN, Pierre; DEFER, Didier; ANTCZAK, Emmanuel	Investigating the impact of hygrothermal coupling effects on the dynamic thermal performance of a retrofitted steel envelope with bio-based materials
226	BAL-FONTAINE, Simon; JAY, Arnaud; ROUCHIER, Simon	Mesure de la performance globale du rafraichissement hybride en site occupé : application sur un bâtiment de bureaux en France
208	BEAUDET, Cyprien; LE DREAU, Jérôme; BRASSIER, Pascale; INARD, Christian	Comparaison de profils de référence pour évaluer la flexibilité énergétique de bâtiments universitaires
210	BENAKCHA, Younes; LABAT, Matthieu; HAZYUK, Ion; GINESTET, Stéphane	Piscines couvertes : vers un pilotage global efficace et accessible.
258	BOULINGUEZ, Maxime; FOUCQUIER, Aurélie; CASTAING LASVIGNOTTES, Jean	A simulation framework proposal for investigating fan-assisted mixed-mode cooling scenarios
206	BOURQUIN, Léo; BOUQUEREL, Mathias; DUFORESTEL, Thierry; BOZONNET, Emmanuel	Génération de conditions limites urbaines et péri-urbaines réalistes pour un modèle de microclimat urbain méso-échelle
209	BOUSSALAH, Soumia; VELLEI, Marika; BONEILL, Christian; GARNICHE, François; BOZONNET, Emmanuel	Confort thermique des usagers de tramway – expérimentations in situ
261	BOUVENOT, Jean-Baptiste; GLORIANT, François; MAROUF, Abderahmane; SERIDI, Toufik; HOARAU, Yannick	Evaluation des performances d'une fenêtre pariétodynamique avec son système de fermeture via une double approche numérique et expérimentale
262	BOUVENOT, Jean-Baptiste; RENARD, Emma; WALTHER, Edouard; BEAUMONT, Cédric	Analyse de l'impact des changements climatiques sur les rigueurs climatiques estivale et hivernale en France métropolitaine via l'étude de l'évolution des degrés-jours passés et futurs sur la période 1920-2100
249	CAI, Xiying; KHAZAAL, Khaled; SCHALBART, Patrick; ROUX, Charlotte	Étude de la rénovation de bâtiments ver la neutralité carbone
227	CAMPAGNA, Kevin; FOUCQUIER, Aurélie; MACHARD, Anaïs; CHARLIER, Dorothée; WOLOSZYN, Monika	Bridging the Gap Between Research and Practice in Summer Residential Building Design: Assumptions, Tools, and Challenges from Design Offices on Occupant Behavior
224	CHANAL, Vincent; ALESSI, Franck; MOUJALLED, Bassam; HUREL, Nolwenn; BERTHAULT, Sylvain; MARTIN, Chloé	Evaluation de la performance globale de huit systèmes de ventilation pour la rénovation de logements individuels
245	CHEGARI, Badr; SALVANS, Ariane	Analyse comparative des cinq familles de solutions de toiture : mécanismes physiques, performance thermique et cadre réglementaire pour les bâtiments urbains
267	CLAVERIE, Rémy; RAMIER, David; THIRIAT, Jérémy; BARBET-ROCHET, Charlène; CLAIRIS, Muriel; MORVAN, Oriane; BOSSAY BEN, Issoumaïla; PERICAUD, Victor; FERLICOT, Vincent; GANTOIS, Marie; ROUAUX, Marie; LE DUC, Emmanuel	The TOTÉCOÉ project : Performance of roofing solutions on comfort in preschool classrooms
251	COQUEMONT, Esteban; HODENCQ, Sacha; DEBRAY, François	Un atelier participatif pour penser la flexibilité énergétique dans des infrastructures de recherche européennes
260	COUPARD, Lucille; BIELHER, Pierre; LATOUR, Benjamin; AZAM, Marie-Hélène; GUERNOUTI, Sihem; BERGER, Julien; GASPARIN, Suelen	Influence de la prise en compte des transferts couplés dans les parois sur la quantification de l'inertie de l'enveloppe de bâtiment ancien.
233	COUPRY, Adèle; CHAUMONT, Maxime; HENDEL, Martin; ROYON, Laurent	Comparaison méthodologique d'outils de diagnostic du climat urbain pour l'adaptation des villes aux vagues de chaleur
201	CUI, Ziang; RODLER, Auline; STAVROPULOS-LAFFAILLE, Xenia; MUSY, Marjorie	Human-Centered Thermal Comfort Modeling from Virtual Pedestrian Panoramas Generated Using 2.5D Geospatial Data
243	DAN, Mainak; CABY, Camille; DELINCHANT, Benoit; HODENCQ, Sacha; SARENI, Bruno; ROBOAM, Xavier	Demand side management using buildings' thermal dynamics in a MILP based framework for residential heat pump operation at district level
194	DOYA, Maxime; BOZONNET, Emmanuel; BRANGEON, Boris; LE RICHE, Rodolphe; TAURINES, Kevin	Modélisation de l'occupation de bâtiments par modèles stochastiques pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes
229	EL KHOUEIRY, Dolly; MOUSSA, Tala; PIOT, Amandine; BLIARD, Christophe; WURTZ, Etienne; MAALOUF, Chadi	Evaluation des performances hygrothermiques du miscanthus en vrac pour l'isolation des combles perdus
220	EMERY, Anaïs; WANG, Yu; HUREL, Nolwenn; GUYOT, Gaelle; LEPRINCE, Valérie; PLAGMANN, Manfred; WOLOSZYN, Monika	Simulation des performances de systèmes de ventilation en appartement appliqués aux contextes français et néo-zélandais
217	FERRARI, Jerome; DELINCHANT, Benoit; MARECHAL, Yves; ROGO-MARIANI, Rémy; WURTZ, Frédéric	Analyse de l'efficacité de deux mécanismes conjoints de flexibilité des charges pilotables et non pilotables au sein d'un foyer en autoconsommation avec batterie stationnaire
207	FERREIRA LOPES, Agnès; MOUJALLED, Bassam; MELOIS, Adeline; MUSY, Marjorie	Étude expérimentale in situ du confort thermique et de la qualité d'air intérieur des logements collectifs en période chaude : cas du bâti ancien en milieu urbain
250	FOURNEL, Lyse; BERNAUD, Pierre; PLOIX, Stéphane; WURTZ, Etienne	Étude du potentiel de flexibilité d'une maison individuelle en fonction du système de chauffage, du niveau d'isolation et de l'inertie thermique
237	GANSWINDT, Astrid; CUI, Jiyuan; LI, Rongling; RODLER, Auline; GUERNOUTI, Sihem; RAMOUSSE, Julien; VIDEAU, Jean-Baptiste	Comparison of clustering approaches based on design or measured data for building stock energy consumption evaluation: a step toward energy flexibility assessment
255	GHOUTI, Ryad; SCHALBART, Patrick	Intégration de métamodèles d'apprentissage automatique dans la commande prédictive pour la gestion énergétique des bâtiments
202	GIBEAUX, Soizic; RABETANETIARIMANANA, Jordy; LECOMPTE, Thibaut; COLINART, Thibaut	Impact de l'emplacement des capteurs MOX sur le suivi des COV dans les environnements intérieurs

	Auteurs	Titre
218	GIRARD, Barbara; OBRECHT, Christian; KUZNIK, Frédéric	Apports d'un réseau LSTM informé par la physique pour la prédiction du comportement thermique des bâtiments
205	GRESSE, Teddy; DAVID, Damien; LEFEVRE, Frédéric; GALTIER, Mathieu; BOGDAN, Mateusz; SALLES, Marjorie; MORLE, Estelle; LAPRAY, Karine	Comment concevoir des abris avec des performances climatiques similaires aux couverts arborés continus ?
195	GROVER-SILVA, Etta; GARREAU, Enora; HERRERA, Eunice; JURICIC, Sarah; CHOUMAN, Ali; RIEDERER, Peter	Impact of Model Calibration with Variable Data Resolution on the Evaluation of Energy Management Algorithms
266	GUITI, Farouk; GASPARIN, Suelen; BELARBI, Rafik; LOUAR, Mohamed Abderaouf	A Nonlinear 2D DuFort–Frankel Heat-Transfer Model for Building Envelopes
235	HANNAD, Ayoub; SCHALBART, Patrick	Intégration de la mitoyenneté dans la prédiction des besoins de chauffage par réseau de neurones : analyse d'interprétabilité via SHAP
225	HARROUZ, Jean Paul; MOUJALLED, Bassam; HUREL, Nolwenn; DERRIEN, Nell; ALESSI, Franck; CHANAL, Vincent; BERTHAULT, Sylvain; MARTIN, Chloé	Performances multicritères de systèmes de ventilation en maison rénovée : développement d'un modèle numérique par couplage CONTAM-TRNSYS et confrontation expérimentale
211	HODENCQ, Sacha; COQUEMONT, Esteban; MATHILDE, Boissier	Modélisation énergétique participative : à la rencontre d'une diversité de pratiques
198	HOSTEIN, Mathilde; MOUJALLED, Bassam; MUSY, Marjorie; EL MANKIBI, Mohamed	Application of machine learning to predict window state based on a summer field campaign in four dwellings
232	HOSTEIN, Mathilde; TOESCA, Adrien; MACHARD, Anaïs; KYRIAKODIS, Georgios; MERLET, Yannis	Validation and improvement of urban heat island modelling using field measurements
269	ILLY, Hervé; CHEVREL, Philippe; ALESSANDRINI, Jean-Marie; ACCACIO Nogueira, Rafael; FABREGUE, Romain	Caractérisation du comportement thermique estival des bâtiments utilisant modèles quasi-linéaires point à point : potentiel et limites
199	JALLET, Paul; BLANCHET, Nicolas; RUC, Damien	Déploiement d'un module prédictif dédié au pilotage des dalles actives dans un bâtiment de bureau : retours d'expérience
200	JURICIC, Sarah; CHALLANSONNEX, Arnaud	Domaines de validité de méthodes de mesure de la résistance thermique d'une paroi
268	KAMARA, James; FILAINE, Frédéric; GRADOS, Arnaud; CHAIX, Basile; BIGORGNE, Julien; HENDEL, Martin; ROYON, Laurent	Détermination d'un profil d'exposition au stress thermique d'un participant de l'étude H3 Sensing
273	KHUBASHVILI, Lasha; LE DREAU, Jérôme; PLOIX, Stéphane	DATA-DRIVEN ASSESSMENT OF TECHNICAL FLEXIBILITY IN RESIDENTIAL WET APPLIANCES
248	KIANI, Zohreh; CORDEIRO Mendonça, Kátia; NOUR EDDINE, Ali Alexandre; ABADIE, Marc; BOUCLAUD, Louis; BRANGEON, Boris	HEAVENLY: Multi-Scenario IAQ and Energy Assessment of Residential Ventilation Systems
271	LE DRÉAU, Jérôme	Impact of Model Granularity on Residential Occupant-Dependent Electrical Load Modelling
212	LENORMAND, Robin; GUIMBRETIERE, Guillaume; HODENCQ, Sacha; WURTZ, Frédéric	Vers un référentiel d'analyse socio-technique de la flexibilité énergétique et organisationnelle : le cas des boulangeries.
204	MAHAMAT Djaloul, ABDELHAMID; LAPERTOT, Arnaud; M'SAOURI El BAT, Adnane; WINKLER, Jean-Gabriel; SUBRA, Renaud; PAPPENS, Maxime; MOHAMMED BENZAAMA, Hichem; LIN, Jian	Benchmarking des modèles de simulation des puits canadien
236	MANGEL, Marlène; STRIEGEL, Lucas; WALTHER, Edouard; BOUVENOT, Jean-Baptiste; QUEZADA, Juan Carlos	Outil de modélisation paramétrique pour la conception de systèmes géothermiques
265	MATRY, Hugo; BONHOMME, Marion; LABAT, Matthieu; GINESTET, Stéphane	Comparaison de bâtiments mono-zone et multi-zone dans un modèle de microclimat urbain à l'échelle de la rue
264	MILLOT, Grégory; CONTE, Frédéric; DELCROIX, Philippe	Construction du modèle thermique d'un chapiteau et recalage à partir des mesures in-situ
203	MOUREAUX, Oscar; BOUQUEREL, Mathias; BOUIA, Hassan; VERGNAULT, Etienne; KUZNIK, Fréderic	Analyse de la contribution des systèmes de climatisation sur l'îlot de chaleur urbain pour un immeuble parisien climatisé
247	NAJEH, Houda; BEN AHMED, Hamid; ALDEA, Emanuel; RUELLAN, Marie	Unsupervised anomaly detection using autoencoder-based models for fault diagnosis in tertiary buildings
231	NDIADE, Aïssata; Bermond, Cédric; SOUDANI, Lucile; WOLOSZYN, Monika; GARNIER, Géraldine; PERRIER, Anne-Laure	Caractérisation de la teneur en eau d'échantillons de terre crue par méthode hyperfréquence en espace libre.
221	NOROOZI, Mona; EMERY, Anaïs; HUREL, Nolwenn; WOLOSZYN, Monika; MOUJALLED, Bassam	Modélisation du comportement thermo-aéraulique de deux écoles françaises en vagues de chaleur
238	ORGIAZZI, Christian; CLAUDON, Fabrice; BERNAUD, Pierre; DURANTI, Arnaud	Développement d'un algorithme de détection d'ouvrants en site occupé
240	PAREDES, Théo; DAVID, Damien; VANDENDRIESCHE, Arnaud; KUZNIK, Frédéric	Mesure in-situ des ouvertures de fenêtres via des caméras nomades et analyse d'image
219	PIOT, Amandine; EL KHOUERY, Dolly	Effets d'un défaut dans le pare-vapeur sur le comportement hygrothermique d'une toiture : étude expérimentale et pistes de modélisation
214	RABETANETIARIMANANA, Jordy; GIBEAUX, Soizic; LECOMPTE, Thibaut; COLINART, Thibaut	Étude expérimentale du comportement hygrothermique d'une maison en paille occupée
216	RANDRIANANTENAINA, Tina Arizo; VOIVRET, Charles; DAVID, Mathieu; LEROUX, Marie-Dominique; DUBOIS, Clotilde	Updating and improving a typical meteorological years set for La Reunion Island : transformation, quality assessment and feedback
230	RAVELONARIVO, Mirado; JURICIC, Sarah; PERRIN, Guillaume; WAEYTENS, Julien	Étude comparative des méthodes de mesure du HTC en environnement contrôlé et simulé
254	ROUCHOUZE, Olga; COIGNARD, Jonathan; ROUSSILLON, Béatrice; WURTZ, Frédéric	De la flexibilité aux flux financiers : rendre intelligibles les mécanismes économiques d'une d'autoconsommation collective
223	SAILLARD, Natacha; BONHOMME, Marion; CHOUILLOU, Delphine	Identification d'un réseau d'espaces refuges contre les canicules : classification et étude thermique des bâtiments publics toulousains
213	SCHETELAT, Pascal; BREITWILLER, Antoine	Simulation du gisement de rénovation énergétique et carbone du parc résidentiel français avec la BDNB
272	SCHMID, Philippe; JACQUINOD, Florence; LOBO-GUNTHER, Maria-Jesus; ROUX, Charlotte	Géovisualisation interactive pour l'exploration de bases de données hétérogènes volumineuses à l'échelle du bâtiment

	Auteurs	Titre
257	SILVEIRA, Kairo; DELINCHANT, Benoit; MARECHAL, Yves	Désagrégation spatiale de données statistiques pour la modélisation énergétique à l'échelle du bâtiment
256	SILVEIRA, Kairo; FERREIRA, Léna; DELINCHANT, Benoit; MARECHAL, Yves	Modélisation de la consommation électrique annuelle des bâtiments par fusion de bases et sélection de variables
228	SONDAZ, Célia; MERLIER, Lucie; HARPET, Claire	Etude comparative de l'efficacité d'actions d'adaptation à la chaleur par simulations thermiques dynamiques de bâtiment et thermo-physiologiques
259	STRIEGEL, Lucas; MANGEL, Marlène; BOUVENOT, Jean-Baptiste; WALTHER, Edouard	Étude de l'impact d'un récupérateur d'eaux pluviales géothermique sur le confort estival d'une maison individuelle
246	SYLL, Fatimata; DIALLO, Thierno; MAUPETIT, François; ABADIE, Marc; LIMAM, Karim; NOISETTE, Gauthier; BELAUBE, Laetitia; LE MERDI, Maryse	VOC Emissions from Reused Building Materials: A Comparison Between Numerical Modeling and Experimental Data
234	THEBAULT, Simon; NDIADE, Aïssata; HOSTEIN, Mathilde; MACHARD, Anaïs	Towards a simplified measured-based assessment of passive cooling strategies in office buildings based on a study of dynamic thermal simulations
222	TOESCA, Adrien; MERLET, Yannis; HOSTEIN, Mathilde; MACHARD, Anais	Comparaison d'indicateurs de confort thermique estival et de stress thermique par simulations sur le parc de bâtiment français.
242	TWUM-DUAH, Nana Kofi; DELINCHANT, Benoit; DDEBRAY Francois; WURTZ, Frédéric	Improving Self-Consumption in Battery Storage Systems through Model Predictive Control: A Comprehensive Analysis of the Effects of Prediction Error
241	TWUM-DUAH, Nana Kofi; HODENCQ, Sacha; VALLA, Severin; VINCENT, Benjamin; DEBRAY, François; DELINCHANT, Benoit; WURTZ, Frédéric	Towards Low Carbon Research: FlexRICAN - Harnessing Demand-Side Energy Flexibility in Large European Electro-Intensive Research Infrastructures
197	WALTHER, Édouard; AZAM, Marie-Hélène; FRIKER, Sacha	Établissement d'un coefficient de pont thermique ψ transitoire dépendant des degrés-heures
263	WALTHER, Édouard; BOGDAN, Mateusz; COTTET, Guilhem	Modèle thermo-hydrique pour la simulation des températures de surface de sol en environnement urbain
244	YAHYA, Wafa; LECONTE, Antoine; RAMOUSSE, Julien	Évaluation d'un modèle de parc de bâtiments tertiaires pour le développement de stratégies multicritères de flexibilité

Table des matières

Cliquez pour accéder à l'article.

Charbel Abboud 9
Revêtements urbains frais pour l'adaptation de Paris aux canicules
Amr Alaaeldin 17
Sensitivity-Based Identification of Passive Thermal Performance Drivers for Office Building Envelop...
Jessica Odeibea Ansa-Asare 25
Atteindre la flexibilité d'énergie sans compromettre le confort : Une étude sur la modulation des con...
Mona Aridi 33
Long-Term Performance Degradation Analysis of Geothermal Heat Pump Systems: A Multi-Unit Fie...
Marwan Assaf 41
Investigating the impact of hygrothermal coupling effects on the dynamic thermal performance of a r...
Simon Bal-Fontaine 50
Mesure de la performance globale du rafraichissement hybride en site occupé : application sur un b...
Cyprien Beaudet 58
Comparaison de profils de référence pour évaluer la flexibilité énergétique de bâtiments universitaires
Younes Benakcha 66
Piscines couvertes : vers un pilotage global efficace et accessible.
Maxime Boulinguez 74
A simulation framework proposal for investigating fan-assisted mixed-mode cooling scenarios
Léo Bourquin 82
Génération de conditions limites urbaines et péri-urbaines réalistes pour un modèle de microclimat...
Soumia BOUSSALAH 91
Confort thermique des usagers de tramway – expérimentations in situ
Jean-Baptiste Bouvenot 99
Analyse de l'impact des changements climatiques sur les rigueurs climatiques estivale et hivernale...
Jean-Baptiste Bouvenot 107
Evaluation des performances d'une fenêtre pariétodynamique avec son système de fermeture via u...
Xiying CAI 115
Évaluation de stratégies de rénovation d'un immeuble collectif vers la neutralité carbone
Kevin Campagna 123
Bridging the Gap Between Research and Practice in Summer Residential Building Design: Assumpt...
Vincent Chanal 131
Evaluation de la performance globale de huit systèmes de ventilation pour la rénovation de logeme...
Badr CHEGARI 139
Analyse comparative des cinq familles de solutions de toiture : mécanismes physiques, performanc...
Rémy Claverie 147
The TOT ÉCO É project : Performance of roofing solutions on comfort in preschool classrooms
Esteban Coquemont 153
Un atelier participatif pour penser la flexibilité énergétique dans des infrastructures de recherche eu...
Lucille Coupard 161
Influence de la prise en compte des transferts couplés dans les parois sur la quantification de l'inerti...
Adèle Coupry 169
Comparaison méthodologique d'outils de diagnostic du climat urbain pour l'adaptation des villes aux...
Ziang CUI 177
Human-Centered Thermal Comfort Modeling from Virtual Pedestrian Panoramas Generated Using...
Mainak Dan 185
Demand side management using buildings' thermal dynamics in a MILP based framework for reside...
Maxime Doya 193
Modélisation de l'occupation de bâtiments par modèles stochastiques pour une optimisation multiob...
Dolly EL KHOUEIRY 201
Evaluation des performances hygrothermiques du miscanthus en vrac pour l'isolation des combles...
Anaïs Emery 209
Simulation des performances de systèmes de ventilation en appartement appliqués aux contextes fr...
Jérôme Ferrari 217
Analyse de l'efficacité de deux mécanismes conjoints de flexibilité des charges pilotables et non pilo...
Agnès Ferreira Lopes 225
Étude expérimentale in situ du confort thermique et de la qualité d'air intérieur des logements collec...
Lyse Fournel 234
Étude du potentiel de flexibilité d'une maison individuelle en fonction du système de chauffage, du n...
Astrid Ganswindt 242
Comparison of clustering approaches based on design or measured data for building stock energy c...
Ryad Ghouti 250
Intégration de métamodèles d'apprentissage automatique dans la commande prédictive pour la ges...
Soizic Gibeaux 258
Impact de l'emplacement des capteurs MOX sur le suivi des COV dans les environnements intérieurs
Barbara Girard 266
Apports d'un réseau LSTM informé par la physique pour la prédiction du comportement thermique d...
Teddy Gresse 274
Comment concevoir des abris avec des performances climatiques similaires aux couverts arborés c...
Etta Grover-Silva 283
Impact of Model Calibration with Variable Data Resolution on the Evaluation of Energy Managemen...
Farouk Guiti 293
A Nonlinear 2D DuFort–Frankel Heat-Transfer Model for Building Envelopes
Ayoub HANNAD 301
Intégration de la mitoyenneté dans la prédiction des besoins de chauffage par réseau de neurones :...
Jean-Paul Harrouz 309
Performances multicritères de systèmes de ventilation en maison rénovée : développement d'un m...
Sacha Hodencq 317
Modélisation énergétique participative : à la rencontre d'une diversité de pratiques
Mathilde Hostein 325
Application of machine learning to predict window state based on a summer field campaign in four d...
Mathilde Hostein 333
Validation and improvement of urban heat island modelling using field measurements
Paul JALLET 341
Déploiement d'un module prédictif dédié au pilotage des dalles actives dans un bâtiment de bureau...
Sarah Juricic 349
Domaines de validité de méthodes de mesure de la résistance thermique d'une paroi
James Kamara 357
Détermination d'un profil d'exposition au stress thermique d'un participant de l'étude H3 Sensing
Lasha Khubashvili 365
DATA-DRIVEN ASSESSMENT OF ELECTRICAL FLEXIBILITY POTENTIAL IN RESIDENTIAL WE...
Zohreh Kiani 373
HEAVENLY: Multi-Scenario IAQ and Energy Assessment of Ventilation Systems in Multi-Family Re...
Jérôme Le Dréau 381
Impact of Model Granularity on Residential Occupant-Dependent Electrical Load Modelling
Robin Lenormand 389
Vers un référentiel d'analyse socio-technique de la flexibilité énergétique et organisationnelle : le ca...
A. Mahamat Djaloul 397
Benchmarking des modèles de simulation des puits canadiens
Marlène Mangel 405
Outil de modélisation paramétrique pour la conception de systèmes géothermiques
Hugo Matry 413
Comparaison de bâtiments mono-zone et multi-zone dans un modèle de microclimat urbain à l'éche...
Grégory Millot 422
Construction du modèle thermique d'un chapiteau et recalage à partir des mesures in-situ
Oscar Moureaux 430
Analyse de la contribution des systèmes de climatisation sur l'îlot de chaleur urbain pour un immeu...
Houda Najeh 438
Unsupervised anomaly detection using autoencoder-based models for fault diagnosis in tertiary buil...
Aïssata Ndiadé 446
Caractérisation de la teneur en eau d'échantillons de terre crue par méthode hyperfréquence en es...
Mona Noroozi 454
Modélisation du comportement thermo-aéraulique de deux écoles françaises en vagues de chaleur
Christian Orgiazzi 462
Développement d'un algorithme de détection d'ouvrants en site occupé
Théo PAREDES 471
Mesure in-situ des ouvertures de fenêtres via des caméras nomades et analyse d'image
Amandine PIOT 479
Effets d'un défaut dans le pare-vapeur sur le comportement hygrothermique d'une toiture : étude ex...
Jordy Rabetanetiarimanana 487
Étude expérimentale du comportement hygrothermique d'une maison en paille occupée
Tina Arizo Randrianantenaina 495
Updating and improving a typical meteorological years set for La Reunion Island : transformation, q...
Mirado Ravelonarivo 503
Étude comparative des méthodes de mesure du HTC en environnement contrôlé et simulé
Olga Rouchouze 511
De la flexibilité aux flux financiers : rendre intelligibles les mécanismes économiques d'une autocon...
Natacha Saillard 519
Identification d'un réseau d'espaces refuges contre les canicules : classification et étude thermique...
Pascal Schetelat 527
Simulation du gisement de rénovation énergétique et carbone du parc résidentiel français avec la B...
Philippe Schmid 537
Géovisualisation interactive pour l'exploration de bases de données hétérogènes volumineuses à l'é...
Kairo SILVEIRA 545
Désagrégation spatiale de données statistiques pour la modélisation énergétique à l'échelle du bâti...
Kairo SILVEIRA 553
Modélisation de la consommation électrique annuelle des bâtiments par fusion de bases et sélectio...
Célia Sondaz 561
Etude comparative de l'efficacité d'actions d'adaptation à la chaleur par simulations thermiques dyn...
Lucas Striegel 569
Étude de l'impact d'un récupérateur d'eaux pluviales géothermique sur le confort estival d'une mais...
F. SYLL 577
Caractérisation et Modélisation des émissions de COV de matériaux de réemploi et validation sur d...
Simon Thébault 586
Towards a simplified measured-based assessment of passive cooling strategies in office buildings b...
Adrien Toesca 594
Comparaison d'indicateurs de confort thermique estival et de stress thermique par simulations sur l...
Nana Kofi Twum-Duah 602
Improving Self-Consumption in Battery Storage Systems through Model Predictive Control: A Comp...
Nana Kofi Twum-Duah 610
Towards Low Carbon Research: FlexRICAN - Harnessing Demand-Side Energy Flexibility in Large...
Édouard Walther 618
Établissement d'un coefficient de pont thermique ψ transitoire dépendant des degrés-heures
Édouard Walther 627
Modèle thermo-hydrique pour la simulation des températures de surface de sol en environnement u...
Wafa YAHYA 634
Évaluation de modèles dynamiques simplifiés de parc de bâtiments de bureaux pour le développem...
Hervé ILLY 642
Caractérisation du comportement thermique estival des bâtiments en utilisant des modèles quasi-lin...

Revêtements urbains frais pour l'adaptation de Paris aux canicules

Charbel Abboud*[1, 2, 3], Maïlys Chanial[1,4], Maxime Chaumont[5], Frédéric Filaine[1], Martin Hendel[1, 4], Laurent Royon[1]

[1] Université Paris Cité, CNRS, LIED, F-75013 Paris, France.
[2] Ville de Paris, DVD, Direction de la Voirie et des Déplacements, 15 rue Jean-Baptiste Berlier, F-75013, Paris, France.
[3] Ville de Paris, DTEC, Direction de la Transition Ecologique et du Climat, 103 avenue de France, F-75639, Paris Cedex 13, France.
[4] Université Gustave Eiffel, ESIEE Paris, département SEED, 77420, Champs-sur-Marne, France.
[5] Urban Cooling Solutions, UCS, Maison des Entreprises Innovantes, 2 bis euz Alfred Nobel 77420, Champs-sur-Marne.
***charbel.abboud@paris.fr**

RESUME.

L'étude en question a pour but d'étudier les contributions microclimatiques de différents matériaux de voirie en conditions caniculaires. Pour se faire, un site expérimental, appelé démonstrateur, composé de 16 alvéoles de revêtements urbains différents, a été créé à Bonneuil-sur-Marne. Chaque alvéole est équipée de thermo-fluxmètres à différentes profondeurs permettant les mesures du flux chaleur et de la température. Les propriétés radiatives de chaque alvéole sont également déterminées permettant ainsi le calcul des bilans thermiques. Dans ce qui suit, la partition du bilan énergétique est discutée. Au travers de la convection, la radiosité et la conduction sera notamment discuté l'impact des revêtements sur l'îlot de chaleur urbain (ICU) et sur le stress thermique du piéton, respectivement. Au terme de cette étude, un classement des alvéoles en fonction de leurs contributions présentées suivant leur bilan énergétique sera réalisé.

MOTS-CLÉS : revêtements urbains, stress thermique, îlot de chaleur urbain (ICU).

ABSTRACT.

The study in question aims to investigate the microclimatic contributions of different road surfacing materials under heatwave conditions. To this aim, an experimental site, known as the demonstrator, consisting of 16 samples with different urban pavements, has been established in Bonneuil-sur-Marne (94) France. Each sample is equipped with heat flux sensors at various depths, enabling measurements of heat flux and temperature. The radiative properties of each sample are also determined, allowing for the calculation of their surface heat budget. The following article focuses on the partition of their energy budget. Through convection, radiosity and heat storage the impact of the pavements on the urban heat island (UHI) and on pedestrian heat stress, respectively, will be examined. At the conclusion of this study, the samples will be ranked according to their contributions to the energy budget.

KEYWORDS: urban pavements, heat budget, urban heat island (UHI).

1. INTRODUCTION

Au regard du changement climatique, les périodes de canicule sont devenues plus fréquentes, longues et intenses. En milieu urbain, la combinaison entre ces périodes de canicule et l'Ilot de Chaleur Urbain (ICU) entraine notamment une forte augmentation des besoins énergétiques mais également des risques sanitaires [1]. Pour réduire ces phénomènes dangereux, plusieurs établissements dont la Ville de Paris

(VdP) explorent diverses solutions de rafraîchissement pouvant être mises en place dans l'espace public comme par exemple l'arrosage ou la végétalisation des différentes facettes urbaines [2][3][4]. La solution retenue dans cet article concerne l'étude de nouveaux matériaux de voirie dit « frais » pour les substituer aux matériaux existant (imperméables, denses et faible albédo) [5][6][7]. Les revêtements de voirie standards absorbent et stockent une grande fraction de leur éclairement solaire au cours de la journée qu'ils déstockent la nuit. Cela contribue à l'élévation des températures nocturnes en zone urbaine comparée à une zone rurale [8].

Dans la littérature, il existe de nombreuses études qui discutent du comportement thermique et microclimatique des revêtements de voirie standards ou frais [9][10][11], pour autant il est délicat de comparer les différents résultats obtenus tant les conditions climatiques et l'environnement des expérimentations diffèrent au sein d'une même étude ou d'une étude à l'autre.

La présente étude porte sur l'analyse comparative de 15 des 16 alvéoles, dans un même environnement et dans des conditions caniculaires. Cette étude est réalisée sur le site expérimental du Démonstrateur situé à Bonneuil-sur-Marne (94). L'objectif est d'identifier les revêtements qui contribuent le moins au phénomène d'ICU et au stress thermique des piétons lors de vagues de chaleur par période de la journée (matin, après-midi, soir et nuit) dans la mesure où la fréquentation des espaces publics varie en fonction de l'horaire. Pour se faire, la température et le flux de chaleur sont relevés en surface et en profondeur de chaque revêtement permettant ainsi l'évaluation des échanges d'énergie entre le revêtement et son environnement.

2. MATERIEL ET METHODES

2.1. SITE D'EXPERIMENTATION ET MATERIEL

Le démonstrateur est composé de 16 alvéoles de 4,25 m de longueur, 3,95 m de largeur et 30 cm de profondeur (Figure 1). Il est orienté Nord-Est Sud-Ouest, chaque échantillon correspond à une structure de voirie différente avec plusieurs couches de matériaux respectant les critères techniques de la VdP.

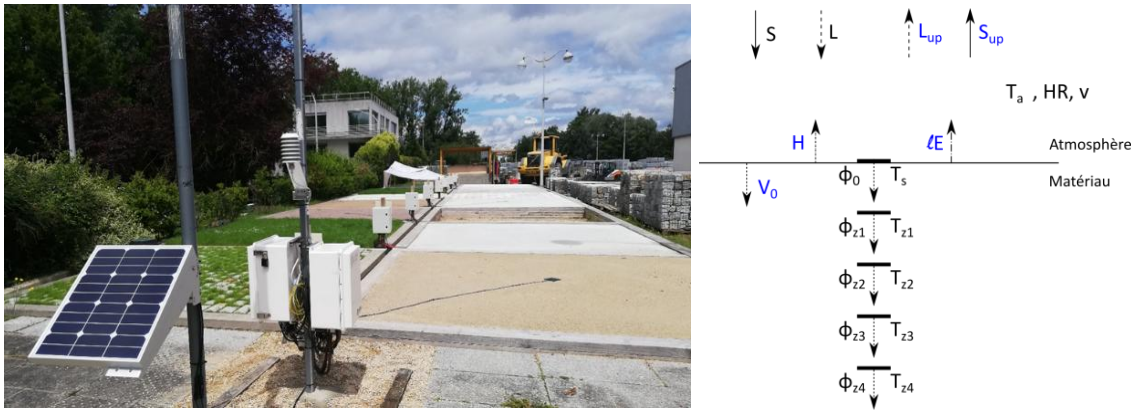


Figure 1 : A gauche, photographie du site expérimental et de son instrumentation. A droite, bilan thermique et grandeurs mesurées (en noir) et calculées (en bleu).

Chaque alvéole est équipée en surface et en profondeur de thermo-fluxmètres de type T de 10 cm de côté placés au centre. Ils mesurent la température (T_z) et les densités de flux thermique (ϕ_z) à différentes profondeurs. Il est à noter que les capteurs de surface sont peints en noir de sorte que leur absorptivité solaire ($1 - \alpha_c$) soit égale à leur émissivité thermique (ϵ_c). Le Tableau 1 indique le numéro, l'albédo (α), l'émissivité (ϵ) et la porosité (p) de chaque alvéole. Dans cette communication, on étudie le bilan

thermique et énergétique de surface. La porosité des alvéoles est définie par le rapport entre le volume des vides (pores) et le volume total du matériau. Celle-ci est estimée pour la première couche des alvéoles uniquement, à partir des données cédées par les constructeurs ou de valeurs tirées de la littérature scientifique. La porosité des matériaux sera retenue comme indicateur de classification de l'inertie des revêtements analysés [12].

Au Sud du Démonstrateur, une station météorologique de référence permet de relever la température de l'air (T_a), l'humidité relative (*HR*), le rayonnement incident (courte (*CLO*) et grande longueur d'onde (*GLO*) (*S*, *L*)) et la vitesse du vent (*v*). Les données sont enregistrées toutes les 5 minutes.

#	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
α	0,22	0,2	0,24	0,3	0,5	0,2	0,18	0,55	0,23	0,68	0,35	0,47	0,27	0,34	0,45	0,47
ϵ	0,92	0,97	0,95	0,95	0,95	0,97	0,95	0,95	0,9	0,95	0,95	0,95	0,95	0,93	0,95	0,88
p(%)	5	10-15	15-20	15-20	0	10-15	0	0	50	0	15-20	0	0	0	0	0

Tableau 1 : Albédo (α), émissivité (ϵ) et porosité (p) de chaque alvéole.

2.2. PERIODE D'EXPERIMENTATION

L'analyse est réalisée sur des journées dites radiatives correspondant à des critères météorologiques précis : couverture nuageuse inférieure à 3 octas et vitesse du vent inférieur 3m/s. Les journées retenues pour cette analyse sont celles du 15 au 18 juin 2022. L'évolution de *S*, T_a et *v* est représentée au cours de ces 4 journées à la Figure 2.

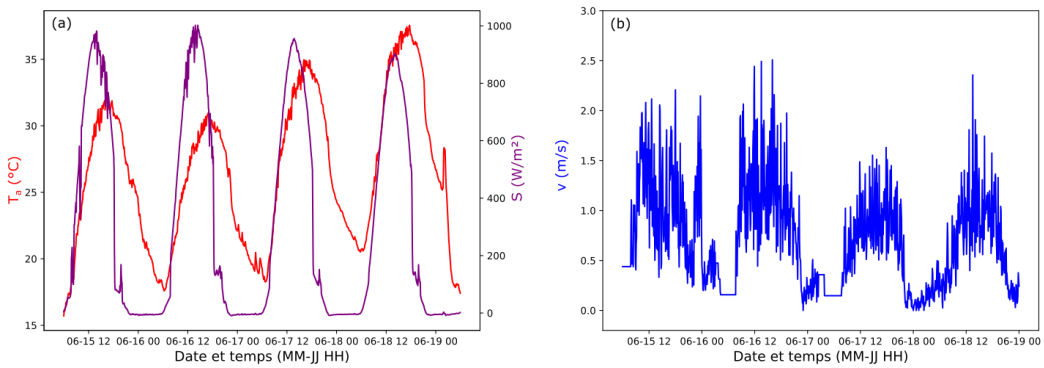


Figure 2 : (a) Éclairement CLO S *(W/m²) (violet) et température de l'air (T_a, °C) (rouge) ; (b) vitesse du vent (v, m/s) (bleu)*

2.3. BILAN THERMIQUE DE SURFACE

Le bilan thermique de surface de chacune des alvéoles est obtenu à partir de l'équation **(1)**:

$$S + L = S_{up} + L_{up} + H + V_0 + lE \quad \textbf{(1)}$$

Avec *S* l'éclairement *CLO* (0.3-3µm), *L* l'éclairement *GLO* (3-100µm), S_{up} et L_{up} les radiosités *CLO* et *GLO*, respectivement, *H* les échanges convectifs entre la surface et l'atmosphère, V_0 le flux de chaleur absorbé par la surface et *lE* le flux rafraîchissant dû à l'évaporation de l'eau (pour les alvéoles arrosées ou végétalisées).

Les indicateurs étudiés sont la convection atmosphérique *H* (impact sur l'ICU la nuit et le stress thermique du piéton), la conduction *V* (stockage et restitution de la chaleur par l'alvéole) et la radiosité (S_{up} + L_{up}) (impact sur le stress thermique des piétons). L'albédo α des alvéoles est mesuré *in situ* à l'aide d'un albédomètre. L'émissivité ε des alvéoles est tirée de la littérature scientifique [12]. A partir de ces mesures et paramètres, S_{up} et L_{up} sont obtenues selon les équations **(2)** à **(3)**.

$$S_{up} = \alpha S \quad \textbf{(2)}$$

$$L_{up} = (1 - \epsilon)L + \epsilon\sigma T_s^4 \quad \textbf{(3)}$$

Les thermo-fluxmètres de surface mesurent une densité de flux Φ_0, selon l'équation **(4)** :

$$\Phi_0 = (1 - \alpha_c)[(S + L) - \sigma T_s^4] - H \quad \textbf{(4)}$$

En supposant que la température mesurée est égale à celle de l'alvéole, *H* est déduit selon l'équation **(5)** :

$$H = (1 - \alpha_c)[(S + L) - \sigma T_s^4] - \Phi_0 \quad \textbf{(5)}$$

Tandis que pour une alvéole sans évapo(transpi)ration, *V* est obtenu selon l'équation **(6)** :

$$V = (S + L) - \left(S_{up} + L_{up}\right) - H \quad \textbf{(6)}$$

Avec :

- σ : la constante de Stefan Boltzmann, σ = 5,67.10^{-8} $(W/m^2.K^{-4})$
- α_c : l'albédo du thermo-fluxmètre (α_c = 0,05)

Un dysfonctionnement au niveau des thermo-fluxmètres de surface des alvéoles 3, 4 et 11 a empêché l'enregistrement des données de T_s et de ϕ_0 pour ces alvéoles. Par conséquent, il est impossible de calculer *H* à partir de l'équation (4). Pour obtenir cette contribution, un coefficient d'échange convectif global *(h*) est calculé, basé sur les données des autres alvéoles. Il est obtenu par l'équation **(7)** :

$$H = h(T_s - T_a) \quad \textbf{(7)}$$

Dans la suite de la communication, une explication détaillée sera discutée à propos de l'obtention du coefficient d'échange convectif (*h*).

2.4. CORRECTION DE L'ENSOLEILLEMENT

Un décalage d'ensoleillement existe entre le signal du capteur situé à la surface des alvéoles et le signal du pyranomètre. C'est notamment dû au léger décalage selon l'axe Est-Ouest des deux principales rangées d'alvéoles et à la différence de hauteur entre les capteurs de la station et des alvéoles. Une correction basée sur le signal enregistré par le capteur de surface est appliquée pour synchroniser les deux signaux. L'éclairement *CLO* de l'alvéole est supposé égale à celui mesuré par le pyranomètre lorsque station et alvéole sont ensoleillées. Pour les périodes où les alvéoles sont ombragées, le rayonnement diffus est utilisé, calculé à partir de l'outil SOLPOS [13].

2.5. COEFFICIENT D'ECHANGE CONVECTIF

Dans un premier temps, une analyse de l'évolution temporelle au cours d'une journée du coefficient d'échange convectif global *h* de toutes les alvéoles hormis les 3, 4 et 11, a été calculée suivant l'équation **(8)**.

$$h = \frac{H}{T_s - T_a} \quad \textbf{(8)}$$

Pour cela, *H* est obtenu à partir de l'équation (5), tandis que la différence entre la température de surface et la température de l'air est issue des mesures des thermo-fluxmètres (T_s) et de la station météo (T_a). Les données de *h* sont superposées sur 24 heures de 06h00(J) à 05h55(J+1). La Figure 3 représente l'évolution temporelle de *h* pour les 12 alvéoles du démonstrateur. L'échelle verticale est bornée entre -

25 et +25 W/(m^2.K^{-1}) en raison des divergences obtenues lorsque les températures de surface et d'air sont proches (càd que (T_s -T_a) tend vers zéro). Par ailleurs, les périodes d'arrosage des alvéoles 1 et 2 sont exclues de l'étude.

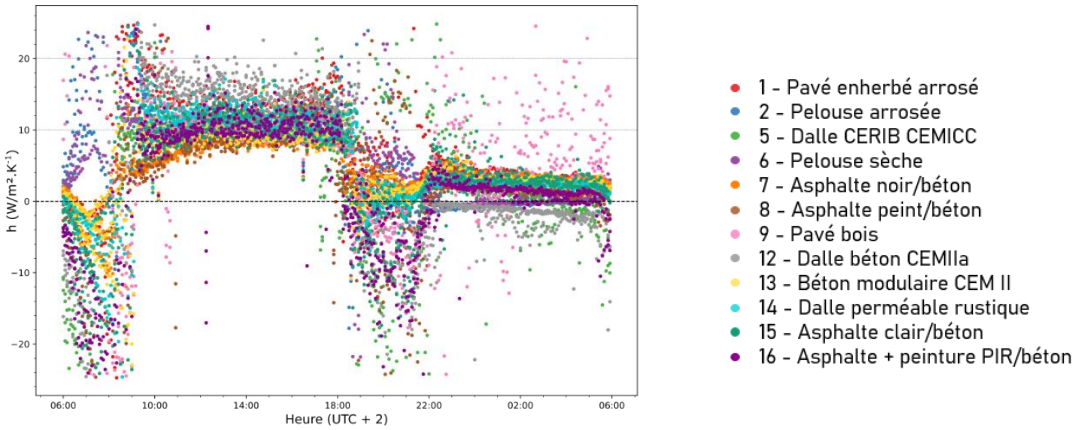


Figure 3 : Le coefficient d'échange convectif (h) (W/m².K^{-1}) des 4 journées consécutives superposé sur 24 heures de 06h00(J) à 05h55(J+1)

Premièrement, on constate la présence de coefficients *h* négatifs sur plusieurs périodes de la journée (en particulier le matin entre 6h et 9h et le soir entre 18h et 22h) et pour plusieurs alvéoles. *h* étant strictement positif, ces valeurs négatives ne correspondent pas à une réalité physique. Elles sont attribuées à des erreurs de mesure et/ou un mauvais contact du capteur de surface sur la surface.

En supposant la mesure de température plus fiable que celle du flux, une régression linéaire est appliquée selon une fenêtre de 30 minutes glissante au pas de mesure (5 minutes) sur les données de *H* en fonction de (T_s - T_a). La pente obtenue correspond alors à *h*. Cette approche limite fortement l'observation de coefficients *h* négatifs, sans pour autant les éliminer, en particulier le matin.

Les pentes négatives résiduelles sont alors exclues de l'analyse afin de calculer un *h* moyen toutes les 5 minutes. Pour tenir compte des différences d'ensoleillement des alvéoles, deux *h* sont calculés : un *h* correspondant aux alvéoles ensoleillées et un autre *h* correspondant aux alvéoles ombragées. La Figure ***4*** montre l'évolution de *h* moyen ainsi obtenu au cours de 24 heures, en bleu à l'ombre et en orange au soleil. Cette moyenne est ensuite utilisée pour le calcul de *H* selon l'équation **(7)**.

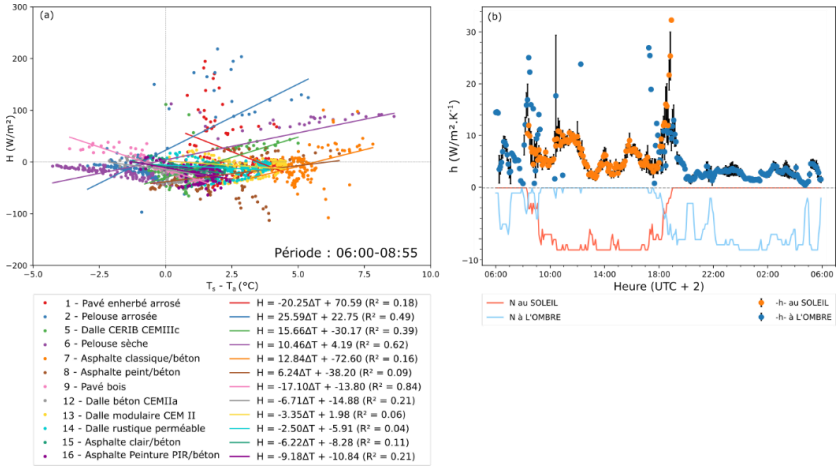


Figure 4 : (a) Régression linéaire des alvéoles ; (b) Moyenne et incertitude estimée du h (W/m².K^{-1}) au soleil (orange) et à l'ombre (bleu) au cours de 24 heures de 06h00(J) à 05h55(J+1). Le nombre de points utilisés pour le calcul est indiqué dans la partie négative en ligne continue selon le même code couleur.

3. RESULTATS : BILAN ENERGETIQUE

La Figure 5 illustre la partition du bilan énergétique de l'alvéole 7 (Asphalte noir/béton). La première journée de canicule (15-06-2022) représente 3 blocs d'histogramme pendant 4 plages horaires différentes sur 24 heures : la matinée (06h00-11h55), l'après-midi (12h00-17h55), le soir (18h00-23h55) et la nuit (00h00-5h55(J+1)). Pour chaque bloc, les contributions calculées sont les suivantes : *S* (rouge pointillé), *L* (rouge), *V* (vert foncé), *H* (bleu foncé), S_{up} (saumon pointillé) et L_{up} (saumon). Le stockage pour chaque plage horaire de la journée est divisé en trois parties : la variation du stockage (*ΔStock(n)*) (vert foncé) au cours de la plage horaire observée de la journée, le stockage accumulé (*Stock (n-1)*) (bleu clair) de la plage horaire précédente de la journée et finalement le stockage restant (*Stock (n)*) (kaki) sur la plage horaire observée de la journée.

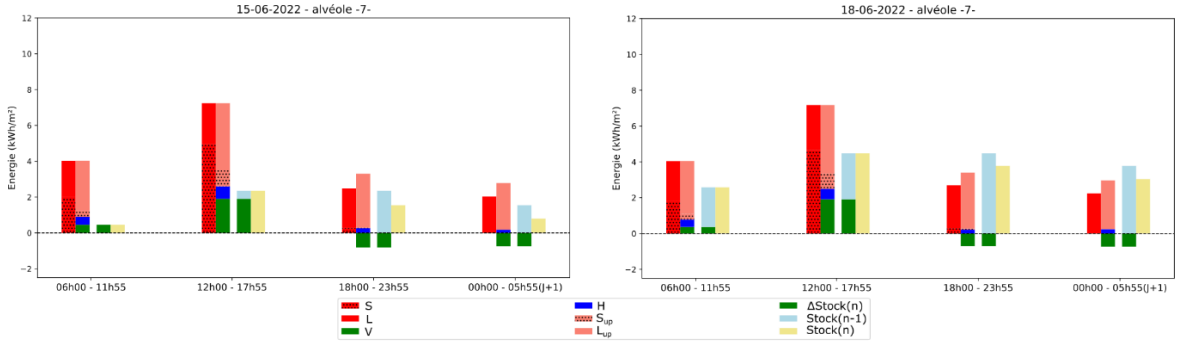


Figure 5 : Le bilan énergétique de toutes les contributions : radiosité, convection atmosphérique, conduction et stockage de l'alvéole -7- du 15 et 18 juin 2022

Au 15 juin, *H* atteint 1,16 kWh/m² au cours de deux premières plages horaires, puis 0,26 kWh/m² le soir. Durant ces deux périodes, *H* contribue à l'échauffement atmosphérique. Pendant la nuit, il atteint 0,65 kWh/m², il contribue également à l'échauffement atmosphérique. La même observation est repérée au 18 juin aux mêmes plages horaires.

(S_{up} + L_{up}) reste quasiment constante en matinée, après-midi et soirée de ces deux journées. (S_{up} + L_{up}) atteint 7,9 kWh/m² le 15 juin et 8,08 kWh/m² le 18 juin. Le soir du 15 et du 18 juin, L_{up} est supérieure à S_{up}. La radiosité dépend directement de α et de ϵ de l'alvéole en journée, mais aussi de son inertie thermique pour le soir et la nuit, en particulier son effusivité.

Le *Stock (n)* dans la première couche de la chaussée augmente progressivement en fonction du temps. Au 15 juin, *Stock (n)* atteint 0,94 kWh/m² la nuit. Au 18 juin, *Stock (n)* augmente à 3,33 kWh/m² et atteint 4,27 kWh/m² le soir. Les résultats du stockage dépendent directement de l'inertie thermique de l'alvéole.

Les Figure 6.a, 6.b et 6.c représentent les contributions convectives *H*, conductives *V* et radiatives S_{up} + L_{up} en fonction de l'albédo α pendant l'après-midi, respectivement. Par soucis de clarté, une des plages horaire est représentée correspondant à une période où l'ensemble des alvéoles est ensoleillé (12:00-17:55). En ce qui concerne les contributions *H* et *V*, il est bien remarquable que plus α est faible plus ces contributions (*H* et *V*) sont élevées. Quant à S_{up} + L_{up}, il est assez notable plus α augmente plus la radiosité est élevée. D'une manière générale, les trois contributions suivent une tendance linéaire.

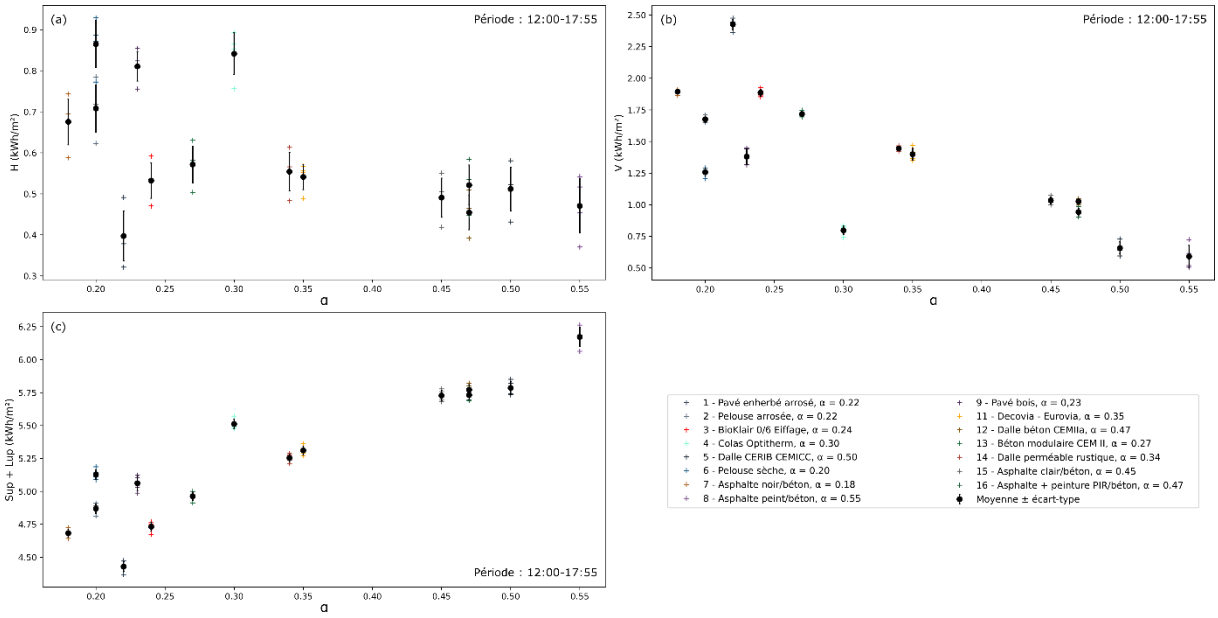


Figure 6 : (a) La convection atmosphérique (H), (b) la conduction (V) et (c) la radiosité (S_{up} + L_{up}) en fonction de l'albédo (α) pendant l'après-midi

4. CONCLUSION

Cette étude expérimentale réalisée sur un démonstrateur a permis d'analyser la contribution microclimatique de différentes structures de trottoir du point de vue de l'échauffement de l'air, de la radiosité ainsi que du stockage de chaleur.

Une méthodologie a été munie pour l'analyse temporelle d'un *h* au cours d'une journée. Une moyenne de *h* a été calculée permettant d'obtenir *H* pour toutes les alvéoles et précisément les alvéoles 3, 4 et 11 qui ont manqué des données de surface pendant la canicule.

Une partition d'un bilan énergétique a été calculé pour toutes les alvéoles représentant trois contributions essentielles : la contribution convective *H*, la contribution conductive *V*, et la contribution radiative S_{up} + L_{up}. Le stockage a également été observé pour chaque alvéole. Pour l'alvéole 7, *H* contribue à l'échauffement de l'air en journée ainsi que pendant la nuit. S_{up} + L_{up} dépend directement de α et de ϵ de l'alvéole. *V* augmente progressivement en fonction du temps et l'avancement de la canicule.

Les trois contributions *H*, *V* et S_{up} + L_{up} pour toutes les alvéoles ont été observées en fonction de α. Elles montrent une tendance linéaire.

En perspective de ce travail, des travaux ont été réalisés au démonstrateur en mai 2024. Les structures étudiées dans cet article ont été remplacées par les de nouvelles. Deux campagnes de mesure ont ainsi été réalisées pendant les étés 2024 et 2025. Des mesures d'albédo et d'émissivité ont été également réalisées.

5. REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier la Ville de Paris (*VdP*) pour le financement de cette thèse et le Laboratoire Interdisciplinaire des Energies de Demain (*LIED*) pour la réalisation de ce travail.

6. BIBLIOGRAPHIE

[1] LEMONSU, A., KOUNKOU-ARNAUD, R., DESPLAT, J., SALAGNAC, J. L., et MASSON, V. Evolution of the Parisian urban climate under a global changing climate. Climatic change, 116(3), 679-692, (2013).

[2] PARISON, S., HENDEL, M., et ROYON, L. A statistical method for quantifying the field effects of urban heat island mitigation techniques. Urban Climate, 33, 100651, (2020).

[3] HENDEL, M., GUTIERREZ, P., COLOMBERT, M., DIAB, Y., et ROYON, L. Measuring the effects of urban heat island mitigation techniques in the field: Application to the case of pavement-watering in Paris. Urban Climate, 16, 43-58, (2016)

[4] CHAUMONT, M., PARISON, S., KOUNKOU-ARNAUD, R., LONG, F., BERNIK, A., DA SILVA, M., & HENDEL, M. "Tierce Forêt": Greening a Parking Lot. 34rd Conference of the International Association of Climatology, Casablanca, Morocco, (2021).

[5] SANTAMOURIS, M. Regulating the damaged thermostat of the cities—Status, impacts and mitigation challenges. Energy and Buildings, 91, 43-56, (2015).

[6] BOWLER, D. E., BUYUNG-ALI, L., KNIGHT, T. M., et PULLIN, A. S. Urban greening to cool towns and cities: A systematic review of the empirical evidence. Landscape and urban planning, 97(3), 147-155, (2010).

[7] GUO, X., et HENDEL, M. Urban water networks as an alternative source for district heating and emergency heat-wave cooling. Energy, 145, 79-87, (2018).

[8] SANTAMOURIS, M., SYNNEFA, A., et KARLESSI, T. Using advanced cool materials in the urban built environment to mitigate heat islands and improve thermal comfort conditions. Solar energy, 85(12), 3085-3102, (2011).

[9] AKBARI, H., et LEVINSON, R. (2008). Evolution of cool-roof standards in the US. Advances in building energy research, 2(1), 1-32, (2011).

[10] DOYA, M., BOZONNET, E., et ALLARD, F. Experimental measurement of cool facades' performance in a dense urban environment. Energy and Buildings, 55, 42-50, (2012).

[11] WANG, C., WANG, Z. H., KALOUSH, K. E., et SHACAT, J. Cool pavements for urban heat island mitigation: A synthetic review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 146, 111171, (2021).

[12] https://www.matweb.com/

[13] https://midcdmz.nrel.gov/solpos/solpos.html

Sensitivity-Based Identification of Passive Thermal Performance Drivers for Office Building Envelopes Across Humid and Hot Dry Climates

Amr Alaaeldin *[1,2], Abdelkader Ben Saci[2], Asmaa Hasan[1], Tarek Farghaly[1]

[1] *Faculty of Engineering, Alexandria University, Alexandria, Egypt*
[2] *CRESSON, ENSAG, University Grenoble Alpes, Grenoble, France*
* amr.basyony@alexu.edu.eg

RÉSUMÉ. Les analyses de sensibilité des performances passives se concentrent souvent sur le classement des paramètres de conception. Par conséquent, les interactions de ces variables et leurs sensibilités aux climats restent insuffisamment comprises. Cette étude vise à comprendre les interactions dominantes entre variables ainsi que les sensibilités dépendantes du climat, pour deux objectifs : l'intensité annuelle de consommation d'énergie thermique et le taux de confort, dans trois climats : chaud humide, chaud sec et très chaud sec. L'analyse de la sensibilité demande un grand nombre de simulations coûteuses en temps. Le ML permet de les remplacer par un émulateur prédictif rapide. Ce papier propose une analyse de sensibilité globale de Sobol conduite par un modèle de substitution, suivi par une analyse conditionnelle. Les résultats montrent une performance dépendante des interactions, avec une sensibilité variable selon le climat. Ils fournissent ainsi des orientations de conception contextuelles pour la phase préliminaire.

MOTS-CLÉS : Performance thermique passive, analyse de sensibilité, climats égyptiens.

ABSTRACT. Sensitivity analysis approaches in passive performance studies often focus on ranking influential design parameters. Consequently, the interactions among these variables and their climate-dependent sensitivity remain insufficiently understood. This study aims to understand dominant variable interactions and climate-dependent sensitivity patterns for two objectives (Annual Thermal Energy Use Intensity and Comfort Time Ratio) across three climates: hot-humid, hot-dry, and extremely hot-dry. A machine learning surrogate model trained on simulation data was used as a fast predictive emulator. Then, variance-based Sobol global sensitivity analysis and conditional scenario analysis were conducted. Key results indicate that passive thermal performance is strongly interaction-driven and context-dependent. Variable rankings remain stable, while sensitivity magnitudes vary across climates. These findings offer context-sensitive design guidance for architects at the early design stage.

KEY WORDS: Passive Thermal Performance, Sensitivity analysis, Egyptian climates.

1. INTRODUCTION

Early-stage decisions related to the building envelope critically govern both energy consumption and thermal comfort, as these objectives often conflict across climates conditions and pose greater challenges in hot climates (Abd El-Rahman et al. 2020; Wu and Zhang 2022; Gupta and Deb 2023; Hanafy et al. 2022). The building envelope consists of opaque and transparent elements, each with distinct physical and thermal properties. Glazing properties selection and window to wall ratio (WWR) directly influence solar heat gain (Elhadad and Orban 2021; Hanafy et al. 2022). Shading devices reduce direct sunlight and heat, while a well-insulated building envelope significantly reduces the cooling energy demand (Gupta and Deb 2023; Nasrollahzadeh 2021). Natural ventilation enhances airflow and reduces reliance on mechanical cooling, improving energy efficiency and thermal comfort (Rashad et al. 2024).

In response, recent research has moved toward integrating optimization algorithms with machine learning models to efficiently identify high-performing design alternatives in early-stage design (Guo et al. 2022). Despite these advances, most studies consider limited passive design variables, constraining analysis of complex performance interactions. For instance, Wu and Zhang (2022) and Nasrollahzadeh (2021) examined combinations of WWR, shading devices, and glazing in China and Iran, respectively. Within the Egyptian context, studies by Abd El-Rahman et al. (2020) and Khalil et al. (2023) focused

primarily on shape, orientation and WWR in Cairo's hot climate. However, their scope was limited to selected geometric variables without integrating broader envelope and operational factors.

Sensitivity analysis (SA) is classified into local methods (LSA), which vary one parameter at a time, and global methods (GSA), which explore the full input space and can account for parameter interactions, (Borgonovo and Plischke 2016). The variance-based Sobol' method is a robust approach in building performance (Nouri et al. 2024; Elhadad and Orban 2021). This distinction is critical for interpreting "low-importance" variables: a small first-order index does not justify factor fixing, since interaction-driven influence may not be visible in main-effect rankings (Nouri et al. 2024). This highlights a key limitation of first-order indices, Borgonovo and Plischke (2016) point to using higher-order variance-based indices to quantify pairwise interactions, while Cvetkov-Iliev et al. (2025) propose scenario-based testing after Sobol analysis to interpret and illustrate interaction-driven pattern.

The literature still faces two methodological limitations. First, many studies evaluate only partial subsets of passive variables. Second, sensitivity analyses are often limited to importance rankings, which provide limited insight into interaction masking. In particular, it doesn't show whether low-ranked variables are truly insignificant or only appear so due to interactions, nor how sensitivity patterns shift across climate. This study first identifies the key passive thermal performance drivers. It then aims to understand dominant variable interactions and climate-dependent sensitivity patterns for two objectives (Annual Thermal Energy Use Intensity and Comfort Time Ratio) across three Egyptian climate zones: hot-humid, hot-dry, extremely hot-dry.

2. METHODOLOGY

In this study, global sensitivity analysis is applied to a surrogate model as a fast predictive emulator, trained on simulation data, to quantify feature importance with respect to the model outputs. Variance-based Sobol' indices decompose the output variance into main effects (S1) and interaction effects (S2, ST), enabling an interaction-aware interpretation of how envelope variables drive energy and comfort metrics across climates. Finally, a conditional scenario analysis evaluates a compact set of rule-based cases around a defined baseline (see Figure 1).

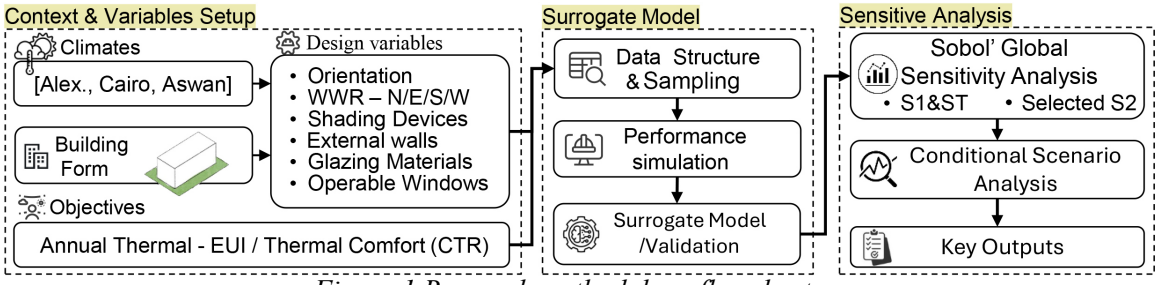


Figure 1 Research methodology flowchart

2.1. CASE STUDY SETUP

Medium-sized office buildings were selected as the case study due to their flexible geometry, large facade areas, and relatively high energy consumption. According to ANSI/ASHRAE (2021), Egypt's cities span a hot-climate gradient: Alexandria under Zone 2A (hot-humid), Cairo falls under ASHRAE Zone 2B (hot-dry), while Aswan is classified as Zone 0B (extremely hot-dry). The representative building footprint was abstracted from a PODIUM office building in Cairo Festival City, Egypt as depicted in Figure 2. The model assumes standard operating hours (09:00–17:00), a total floor area of 1,350 m² (30 m × 45 m), five storeys, and a typical floor-to-floor height of 3.6 m.

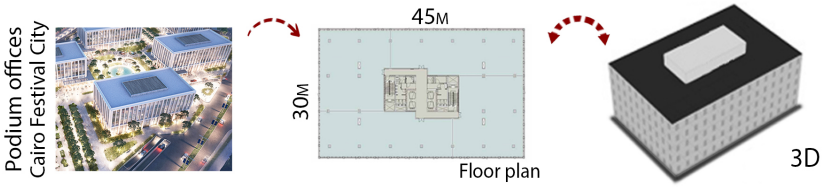


Figure 2 base-case building model abstracted from real footprints (Cairo, Egypt)

2.2. ENVELOPE DESIGN VARIABLES

Envelope variables were grouped into transparent and opaque components, with WWR governing their relationship. Transparent elements included glazing and external shading, while opaque elements represented the thermal properties of external walls. Window operability represented natural-ventilation potential under an opening specific strategy. Orientation was treated parametrically by rotating each configuration in 45° increments, providing a uniform sampling (Table 4 for all variables). Features levels are defined according to The Egyptian Code for Energy Efficiency Improvement in Buildings (HBRC 2005). WWR was defined independently for each façade and tested at three levels (0.20, 0.45, and 0.70). Shading devices was treated as an ordinal discrete variable with three levels: (SD-0) no shading, (SD-1) moderate shading, and (SD-2) high-performance shading. Each level was characterized using the average projection factor (PF) and the average solar gain reduction ratio (SGR), as detailed in Table 1.

Toggle value	Elevation	Shad type	Depth	D. between	PF (Avr)	SGR (Avr)
SD-0	Without shade devices					
SD-1	South	(Overhang)	0.80 m	-	0.40	0.69
	East	(Vertical Louvers)	0.80 m	1.00 m	0.80	0.70
	West					0.49
SD-2	South	(Horizontal Louvers)	0.60 m	1.00 m	0.6	1.00
	East	Overhang + V. Louvers	0.80 m	0.50 m	1.00	0.98
	West					0.78

Table 1 Shading device levels and their associated performance descriptors

Glazing Properties was modelled at two ordinal discrete levels: standard double glazing and high-performance Low-E double glazing. The latter significantly reduces thermal transmittance (U-value) and solar heat gain coefficient (SHGC), as detailed in Table 2. Thermal Insulation of External walls variable (basic and high) modifies the opaque envelope's R-value, serving as a fundamental measure to reduce heat transfer, as detailed in Table 3. Operable windows were modeled as an operational variable with two discrete modes: OW-1 (Mechanical) and OW-2 (Hybrid ventilation) (Rashad et al. 2024). In OW-2, natural ventilation was modeled using the simplified zone-level window-opening model in Honeybee/EnergyPlus, selected for its lower computational cost and suitability for large early-stage parametric runs. Windows opened when indoor temperature was 20–26 °C and outdoor temperature was 18–26 °C, with a 30% operable glazing fraction to represent partial opening during suitable hours.

Toggle value	type	Layers	SHGC	U-Value	VLT
G-1	Clear Double Glazing	6 + 6 + 6 mm	~0.75	~4.93 W/m².K	~0.65
G-2	Low-E Double Glazing	6 + 12 Argon + 6 mm	~0.25	~1.7 W/m².K	~0.42

Table 2 Glazing levels (G-1, G-2) and corresponding U-value and SHGC used in the simulations

Toggle value	type	Layers	R-Value
EW-1	Single Wall	2 cm plaster + 25 cm clay brick + 2 cm plaster	~ 0.57 m²·K/W
EW-2	Double Wall (Cavity Wall)	2 cm plaster + 10 cm clay brick + 5 cm Polystyrene + 15 cm clay brick +2 cm plaster	~2.6 W/m².K

Table 3 External wall types (EW-1, EW-2) for the case study

Categories	Design variables	Available Values	Step	Options	base case
Climate	Location	[Alex, Cairo, Aswan]	-	3	-
Form	Orientation	[0°, 135°]	45°	4	0°
Envelope	WWR-N/E/S/W	[20, 45, 70] %	25 %	12 (3 x 4)	20%
	Shading device	[SD-0, SD-1, SD-2]	Table	3	SD-0
	External walls	[EW-1, EW-2]	Table	2	EW-1
	Glazing type	[G-1, G-2]	Table	2	G-1
Operational system	Operable Windows	[OW-1, OW-2]	-	2	OW-1

Table 4 Input Design variables and their ranges

2.3. OBJECTIVES FUNCTIONS

The case study focuses on two primary objectives: Annual thermal EUI and thermal comfort. The thermal EUI is measured in kWh/m²/year, quantifies annual heating and cooling energy per square meter of conditioned floor space (Khalil et al. 2023). Thermal comfort was quantified using the Comfort Time Ratio (CTR), defined as the share of occupied hours meeting ASHRAE 55 criteria (ASHRAE 2020). In fully conditioned mode (OW-1), comfort was evaluated with the PMV model (PMV within ±0.5; PPD ≤ 10%), while in hybrid mode (OW-2) naturally ventilated hours used the Adaptive Comfort Model (±2.5°C). A unified CTR was then computed by weighting PMV-based and adaptive-comfort hours according to city-specific natural-ventilation ratios.

2.4. BUILDING PERFORMANCE SIMULATION

The workflow was implemented using Rhino/Grasshopper to generate design variants, EnergyPlus simulations were executed for a mid-floor via Ladybug Tools (Honeybee), and Colibri was used to automate iterations and log inputs and outputs into datasets. An adaptive stratified sampling strategy was employed to reduce computational cost. Following full-factorial simulations of key parametric combinations, variability patterns were used to allocate denser sampling to high-impact regions and lighter sampling to stable regions, achieving full input-space coverage with 16% of the dataset.

2.5. SURROGATE MODEL

After data structuring and cleaning, a Multi-Output DNN surrogate model was trained on 2,511 cases per city (k=9 input variables) to predict objectives for subsequent sensitivity analysis. Although direct simulation-based sensitivity analysis is possible, Sobol-based GSA requires evaluation over a structured Saltelli sample rather than arbitrary simulation points with N=1024, this required 20,480 evaluations per city. Therefore, the DNN surrogate was adopted for computational efficiency. Moreover, while tree models such as XGBoost showed high accuracy within a narrower sampled range, the ANN provided better interpolation across the continuous design space, making it more suitable for the present sensitivity analysis. Validation confirmed high predictive fidelity (Thermal EUI: $R^2 = 0.996$, MAE = 1.425, RMSE = 2.140; CTR: $R^2 = 0.995$, MAE = 1.232, RMSE = 1.992).

2.6. SENSITIVITY ANALYSIS

Firstly, Sobol variance-based GSA (Saltelli, N = 1024; total runs = $N \times (2k + 2)$) was used to compute first-order (S1) and total-order (ST) indices for all variables. Saltelli samples were floor-mapped to discrete levels to ensure uniform sampling across levels. Interaction magnitude was first screened using ST − S1 to identify interaction-driven variables, then selected second-order indices (S2) were computed to isolate dominant pairs. Pair selection followed two criteria: large interaction mass (ST − S1) to nominate candidates, and cross-context consistency across cities. Robustness was assessed by repeating the analysis across random seeds and reporting the sensitivity indices as mean ± SD across seeds.

Secondly, a conditional scenario analysis was conducted to interpret dominant Sobol interaction signals in design terms within two experiments. Experiment 1 examined baseline orientation–aperture controls (no passive treatments) by comparing a limited rotation (0° vs 90°) and low versus high WWR to isolate their direct effects. Experiment 2 applied a façade-specific conditioning rule by fixing one façade at high WWR (all other parameters at baseline), then evaluating individual measures and interaction-informed bundles (from dominant S2 terms). This fixed high-WWR exposure acts as a trigger that activates interactions and results are reported separately for each city.

3. RESULTS

Results are organized in three steps: (1) Sobol S1 and ST indices identify dominant drivers and interaction contributions, (2) Sobol S2 isolates the most influential interaction pairs across cities, and (3) Conditional Scenario Analysis translates these signals into observable patterns. Figure 3 compares Sobol S1 and ST for thermal EUI and CTR across the three contexts, establishing global variable rankings and distinguishing main effects from interaction contributions (ST > S1). S1 consistently identify operable windows, glazing material, and shading devices as the primary sources of variance. In addition, the difference between the summed ST and S1 indices was higher for CTR (S1≈0.659, ST≈1.370) than for EUI (S1≈0.815, ST≈1.207).

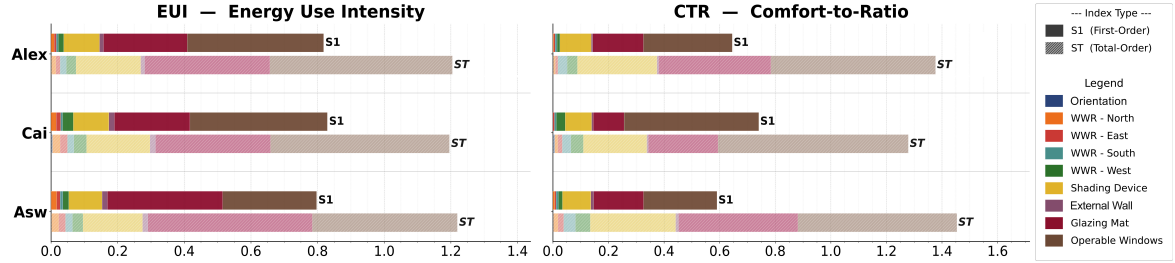


Figure 3 Comparison of Sobol (S1, solid upper bar) and (ST, hatched down bar) for T. EUI & CTR

The consistent ST–S1 gaps identified Operable Windows, Glazing Material, Shading Device, WWR-S, and WWR-W as interaction-prone variables. Accordingly, S2 indices were computed for pairwise combinations among these variables. Figure 4 and Figure 5 summarize a direct comparison of S1 contributions and dominant S2 interactions across cities for all outputs. In the S2 results, the strongest interactions were consistently observed for Operable Windows × Glazing Mat, followed by interactions involving Shading Device, with generally higher S2 values in CTR than in thermal EUI.

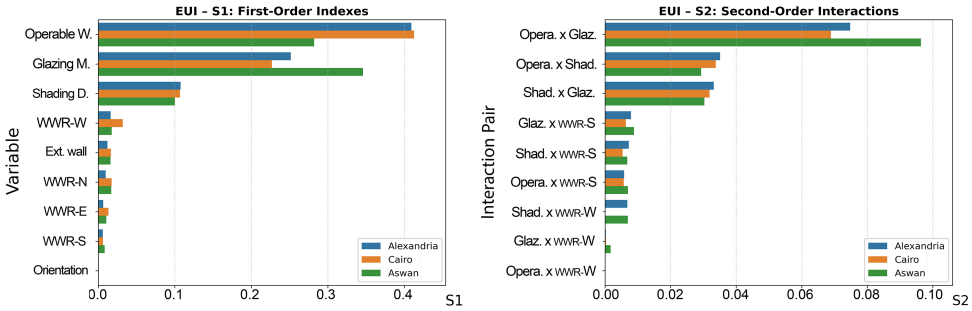


Figure 4 Sensitivity Comparison between S1 and S2: Thermal EUI

The Sobol results indicate that the core façade variables (WWR and orientation) appear comparatively weak in the main ranking and interaction. This raises a key interpretation question: are these variables genuinely low-impact within the studied design space, or are their effects masked because performance is mainly driven by treatment-dominated and interaction-driven behavior? Therefore, the Conditional Scenario Analysis was conducted to test this explicitly.

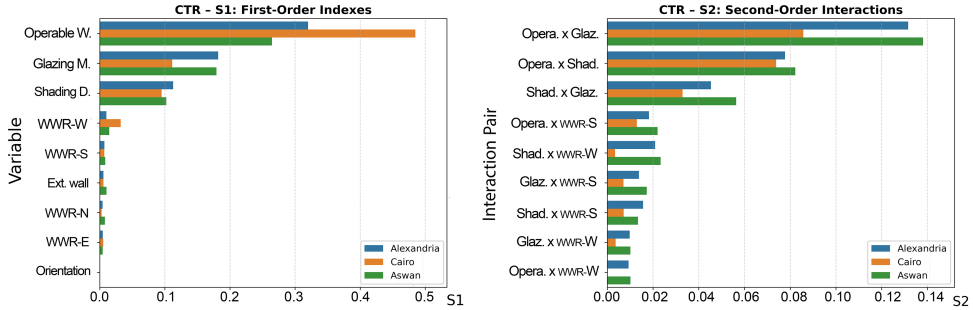


Figure 5 Sensitivity Comparison between S1 and S2: CTR

As illustrated in Figure 6, Experiment 1 shows that increasing façade WWR is associated with higher EUI and lower CTR across three cities, with the strongest effects in the hottest climate. In Figure 7, Experiment 2 focuses on the south façade, selected as the most consistently exposure-sensitive case. As WWR increases, the application of individual treatments and their combined configurations progressively reduces thermal EUI and increases CTR relative to the untreated high-WWR case.

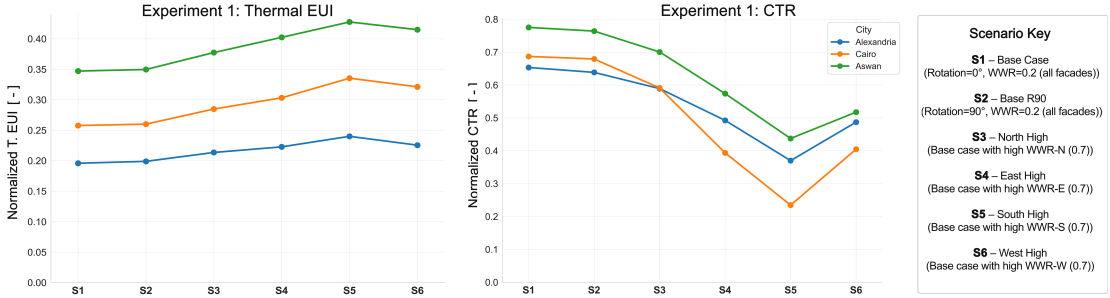


Figure 6 CSA - Experiment 1 - Rotation and WWR Sensitivity for Thermal EUI / CTR

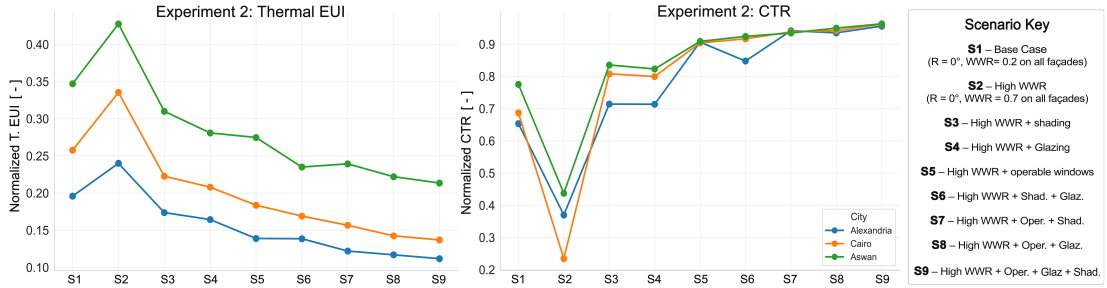


Figure 7 CSA - Experiment 2 - Passive Treatments Applied to the High-WWR South Façade

4. DISCUSSION

The Sobol analysis reveals a clear, climate-dependent hierarchy of drivers for both annual thermal EUI and CTR across the three cities. The main discussion points are:

- The S1 ranking is similar across cities, but their relative magnitudes differ: Aswan is more glazing-sensitive, Cairo is more operable-sensitive, and Alexandria is more balanced, indicating that hotter climates amplify envelope-driven effects, particularly window operability and glazing.
- The recurrent (ST > S1) gap shows that the variability is partly interaction-driven and context-dependent, so single-variable rankings alone are insufficient.
- S2 is dominated by a few pairs, mainly Operable–Glazing, then Operable–Shading and Shading–Glazing, highlighting that performance is largely shaped by a limited set of high-impact interactions.
- These city-to-city differences show that climate context modifies the strength of variable influence and relative priority; therefore, design decisions should be applied with caution across cities.
- The weak insulation sensitivity suggests limited effective night purging, so insulation alone has constrained leverage on comfort outcomes across the studied climates.

Interaction masking explains why some variables look weak in S1 yet matter in specific settings. Shading, for example, can be moderate alone but becomes decisive with high-solar-gain glazing and less relevant with low-SHGC glazing; this appears in the interaction terms (S2 and the ST–S1 gap) and motivates the conditional scenario analyses that discussion points are:

- Experiment 1 Indicates that rotation has a limited effect on Thermal EUI and CTR; for this rectangular (1:1.5) symmetric layout, orientation is secondary to envelope properties and treatments.
- North remains the least influential high-WWR case for both metrics, while higher WWR on West/South drives the largest increase in Thermal EUI relative to baseline.
- Similarly, higher WWR on the South façade caused the strongest reduction in CTR in all three cities, indicating that façade-exposure effects intensify from Alexandria's humid coastal climate to the hotter, drier climates of Cairo and Aswan.
- Experiment 2 shows that high south WWR without treatments increases Thermal EUI and causes the strongest CTR degradation, while adding façade treatments (whether a single or a combined) progressively improves performance and stability.
- Increasing WWR amplifies the energy–comfort trade-off, while façade treatments progressively reduce this impact.
- Saturation effect: after adding one or two key passive treatments, additional interventions yield only marginal gains, so acceptable performance requires an optimization approach.

This work helps the building sector in humid-hot and hot-dry and very-dry zones, such as the three Egyptian cities studied, to improve early design decisions, where reducing cooling demand and enhancing passive or hybrid performance are key priorities. Practically, performance interpretation and optimization should remain interaction- and context-sensitive, accounting for climate, façade exposure, geometry, and urban context. These findings show why universal rankings are not generalizable: interactions are strong, climate progressively changes effect magnitude from humid to hot-arid conditions, and key influences are conditional on façade exposure states. Accordingly, the findings should be interpreted as context-dependent guidance for early-stage design decision-making rather than fixed design rules. Methodologically, combining Sobol global sensitivity analysis with conditional scenario analysis provides a defensible pathway that links abstract interaction indices to interpretable performance behavior while resolving masking. While the results may be applicable to similar climates and building configurations, the main transferable contribution lies in the interaction-aware design logic and the proposed sensitivity-based decision framework. Limitations of this study include the exclusion of cost considerations, the use of a single symmetric reference geometry, the limited representation of night purging and occupant-driven controls, and the omission of detailed urban context effects.

5. CONCLUSION

This study identified the key passive performance drivers of early-stage office envelope design for annual thermal EUI and CTR across three Egyptian climate zones and revealed dominant interactions and climate-dependent sensitivity patterns. First-order results show a stable hierarchy in which operable windows, glazing, and shading dominate variance, while rotation remains minor within tested form. A persistent ST > S1 gap confirms that performance is largely interaction-driven, not purely additive. Across both metrics and all cities, the strongest interaction structure is governed by three dominant pairs (Operable–Glazing, Operable–Shading, Shading–Glazing), with façade exposure (notably south/west WWR) acting as the main trigger for the largest shifts. The conditioned scenarios illustrated that North

is the least disruptive high-WWR case, while more exposed façades caused the largest increase in thermal EUI and the strongest reduction in CTR. They also revealed a clear saturation effect, where one or two key measures deliver most benefits and additional variables add marginal gains. These findings highlight the need for climate-sensitive and interaction-aware design interpretation, as universal rankings cannot be directly generalized.

REFERENCES

Abd El-Rahman, et al. 2020. "Sustainable optimization for thermal comfort and building energy efficiency in Cairo." Engineering Research Journal.

ANSI/ASHRAE. 2021. Climatic Data For Building Design Standards: ANSI/ASHRAE Addendum A To ANSI/ASHRAE Standard 169-2021. Atlanta, GA: ASHRAE.

ASHRAE. 2020. Thermal environmental conditions for human occupancy. ANSI/ASHRAE Standard 55-2020. Atlanta, GA: ASHRAE.

Borgonovo, and Plischke. 2016. "Sensitivity analysis: A review of recent advances." European Journal of Operational Research 248 (3): 869-887.

Cvetkov-Iliev, et al. 2025. "In-depth sensitivity analysis of heating demand and overheating in Dutch terraced houses using interpretable machine learning." Energy and Buildings 337: 115611.

Elhadad, and Orban. 2021. "A sensitivity analysis for thermal performance of building envelope design parameters." Sustainability 13 (24): 14018.

Guo, et al. 2022. "Machine Learning-Based Method for Detached Energy-Saving Residential Form Generation." Buildings 12 (10): 1504.

Gupta, and Deb. 2023. "Envelope design for low-energy buildings in the tropics: A review." Renewable and Sustainable Energy Reviews 186: 113650.

Hanafy, et al. 2022. "The effect of window to wall ratio on energy performance of high-rise office buildings across the Egyptian climate regions." JES. Journal of Engineering Sciences 50 (1).

HBRC. 2005. Egyptian code for energy efficiency improvement in buildings 2006: ECP306. In Part 2 - Commercial Buildings. Cairo, Egypt: Housing and Building Research Center (HBRC).

Khalil, et al. 2023. "Optimization of an office building form using a lattice incubate boxes method." Advanced Engineering Informatics 55: 101847.

Nasrollahzadeh. 2021. "Comprehensive building envelope optimization: Improving energy, daylight, and thermal comfort performance of the dwelling unit." Journal of Building Engineering 44.

Nouri, et al. 2024. "Sensitivity assessment of Building energy performance simulations using MARS Meta-Modeling in combination with sobol'method." Energies 17 (3): 695.

Rashad, et al. 2024. "Mixed-mode ventilation system as an effective aspect for improving energy efficiency in office spaces in Egypt." Alexandria Engineering Journal 102: 223-239.

Wu, and Zhang. 2022. "Multi-objective optimization of energy, visual, and thermal performance for building envelopes in China's hot summer and cold winter climate zone." Journal of Building Engineering 59: 105034.

Atteindre la flexibilité d'énergie sans compromettre le confort : Une étude sur la modulation des consignes des centrales de traitement d'air dans un bâtiment tertiaire

Jessica Odeibea Ansa-Asare[1], Muhammad Salman Shahid[*1], Nana Kofi Twum-Duah[1,2], Benoit Delinchant[1], Frédéric Wurtz[1]

[1]Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France
[2]Laboratoire National des Champs Magnétiques Intenses (LNCMI), CNRS UPR 3228, EMFL, Université Toulouse III - Paul Sabatier, Université Fédérale Toulouse Midi-Pyrénées, Institut National des Sciences Appliquées, Université Grenoble Alpes, 38042 Grenoble CEDEX, France
***muhammad-salman.shahid@g2elab.grenoble-inp.fr**

RESUME. Ce travail de recherche porte sur le potentiel de flexibilité énergétique à court terme d'un bâtiment tertiaire. L'étude s'appuie sur une expérimentation menée sur le système de chauffage, de ventilation et de climatisation (CVC) d'un établissement d'enseignement supérieur. Au cours de cette expérience, les réglages de pression de certaines centrales de traitement d'air (CTA) ont été réduits selon différents scénarios. Cette expérience a permis d'obtenir une réduction de 30 % de la puissance de pointe et d'effectuer des économies d'énergie cumulées d'environ 35 % au niveau du sous-système. À l'échelle du bâtiment, ces interventions ont permis de réduire la consommation totale d'électricité de 2 à 5 %. Nous montrons que cette baisse n'a pas affecté le confort avec des concentrations moyennes de CO_2 inférieures à 800 ppm dans les salles, correspondant à un indice de confinement ICONE de 0, ce qui indique qu'il n'y a aucun risque pour la santé. Ces résultats montrent qu'il est possible de maintenir un indice de confinement acceptable, tout en modulant les consignes, ce qui permet d'améliorer la flexibilité dans les bâtiments tertiaires.

MOTS-CLÉS : Flexibilité énergétique, concentration en CO_2, centrales de traitement d'air

ABSTRACT. This paper investigates the potential of heating, ventilation and air conditioning (HVAC) systems to provide short-term energy flexibility in tertiary buildings without compromising indoor carbon dioxide (CO_2) levels. The study is based on an experiment conducted in a building that serves as an educational institute. During the experiment, controlled reductions in the pressure set points of on selected Air Handling Units were applied under various scenarios. This resulted in a 30% reduction in peak power and cumulative energy savings of around 35% at the subsystem level. When scaled to the building level, these interventions delivered reductions in total electricity demand of 2–5% during the control action periods. Our results demonstrate that this reduction did not impact CO_2 confinement, with average concentrations in rooms remaining below 800 ppm, corresponding to an ICONE confinement index of 0, which indicates that there is no health risk. These results demonstrate that, provided acceptable comfort levels are maintained, modulating setpoints can significantly contribute to energy flexibility, offering a promising means of integrating flexibility into commercial buildings.

KEYWORDS: Energy flexibility, CO_2 concentration, Air Handling Unit

1. INTRODUCTION

La transition énergétique mondiale est marquée par une augmentation de la production d'énergie à partir de sources renouvelables. Toutefois, étant donné que ces sources sont intermittentes, leur intégration à grande échelle peut entraîner des congestions du réseau ou des blackouts. Par ailleurs, les bâtiments représentent environ 30 % de la consommation énergétique mondiale (Twum-Duah 2023).

Les bâtiments modernes sont des systèmes sociotechniques complexes (Buckman et al. 2014) en raison de leur équipement massif en capteurs et de l'intégration sociale des êtres humains. Dans ce contexte, la flexibilité énergétique correspond à la capacité d'un bâtiment à adapter sa consommation d'énergie en fonction des signaux, e.g. les prix de l'électricité ou l'intensité carbone (Shahid et al. 2023). Selon l'ADEME, les bâtiments tertiaires pourraient mobiliser environ 15 térawattheures (TWh) de flexibilité énergétique annuelle (Petitjean et al. 2023).

1.1. CAS D'ÉTUDE : LE BATIMENT GREEN-ER

L'expérimentation a été menée dans le bâtiment d'enseignement et de recherche GreEn-ER, à Grenoble. Construit en 2015, ce bâtiment, de 6 étages dispose de 4 500 m² d'espace par étage pour les plateformes d'enseignement/recherche. Il est équipé de nombreux capteurs et un système de gestion technique du bâtiment (GTB), permettant de suivre en temps réel les conditions internes (Delinchant et al. 2016). Il est également équipé de plusieurs centrales de traitement d'air (CTA) pour le chauffage, la ventilation et la climatisation. La Figure 1 illustre le schéma de fonctionnement de la CTA5, qui est typique de l'ensemble des CTAs.

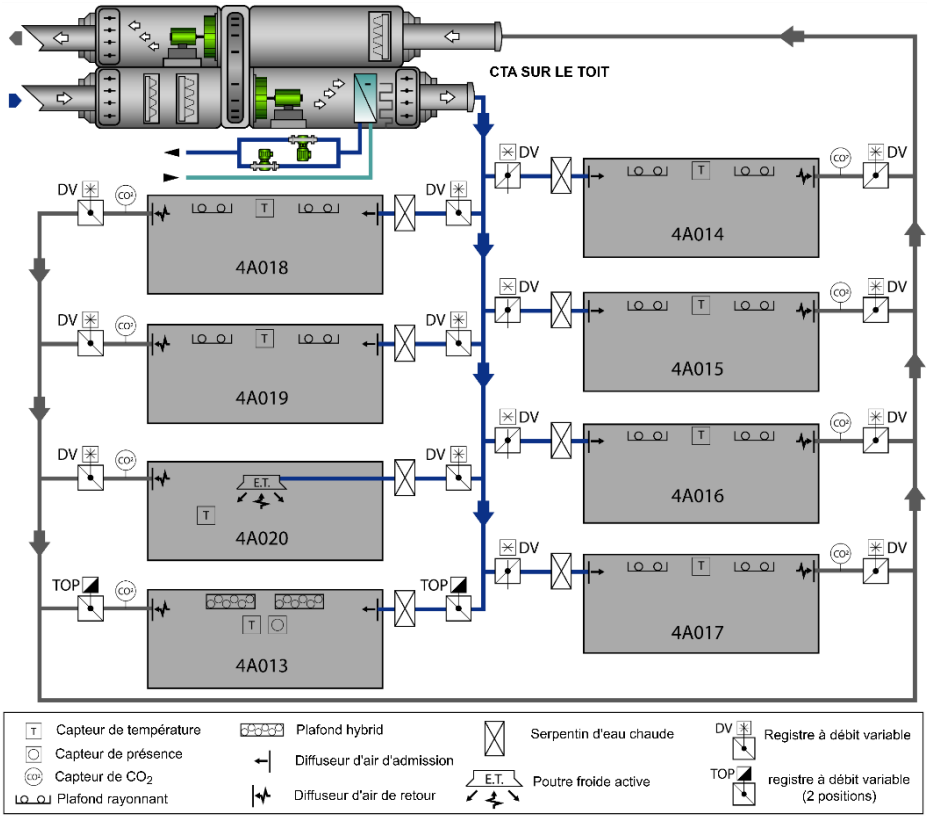


Figure 1 : Schéma de fonctionnement de la centrale de traitement de l'air CTA5

Le Building Energy Living Lab. (BELL), situé dans le bâtiment GreEn-ER, a accueilli plusieurs expérimentations sur le thème de la flexibilité énergétique. Notamment, dans le cadre du projet européen COLLECTiEF, l'apprentissage par renforcement a été utilisé pour ajuster dynamiquement les consignes de température et de CO_2 dans certains bureaux (Hosseini et al. 2026). Cette expérimentation, menée sur plusieurs sites européens, a donné lieu à plusieurs publications scientifiques et à un jeu de données publié, soulignant le rôle actif du bâtiment dans la recherche sur la flexibilité énergétique à l'échelle européenne (Campodonico-Avendano et al. 2026).

1.2. L'OBJECTIF D'ETUDE

En 2023, RTE (Réseau de transport d'électricité) a lancé le concours CUBEFLEX, qui incite les bâtiments commerciaux à mettre en œuvre des stratégies de flexibilité énergétique basées sur le mécanisme EcoWatt. Ce mécanisme, qui s'inscrit dans un appel à plus de flexibilité, repose sur un volontariat sociétal non rémunéré(Macela-Gouin 2023). En modulant les consignes de pression de certaines centrales de traitement d'air, le bâtiment GreEn-ER a obtenu des résultats prometteurs et a remporté la première place dans la catégorie « Bâtiment éducatif » (IFPEB 2023). Cependant, l'impact potentiel de ces actions de flexibilité sur la qualité de l'air intérieur (QAI) n'a pas été évalué.

Pour analyser l'impact sur la qualité de l'air intérieur pendant les périodes définies de la flexibilité énergétique, une nouvelle expérimentation, dénommée *Neo-Flex*, a été réalisée. Dans ce contexte, ce travail apporte une contribution à deux niveaux. Premièrement, il quantifie le niveau d'effacement d'énergie grâce au pilotage des CTA du bâtiment. Deuxièmement, il évalue l'impact associé au confinement du CO_2 en fonction de la flexibilité mise en place.

2. METHODOLOGIE

2.1. DISPOSITIF EXPERIMENTAL

L'expérience *neo-Flex* a porté sur certaines CTA alimentant des salles de cours présélectionnées du bâtiment GreEn-ER. Deux scénarios ont été mis en place, dans lesquels les consignes de pression de soufflage et de reprise sur les CTA ont été réduites :

- **Scénario dit « modéré »** : réduction de 25 % de la consigne de pression.
- **Scénario dit « agressif »** : réduction de 50 % de la consigne de pression.

L'expérience a été menée exclusivement en semaine, aux heures de pleine occupation des salles de classe, après vérification préalable des horaires. Chaque intervention ,d'une durée de quatre heures, a été réalisée le matin ou l'après-midi sur 9 CTA desservant un total de 14 salles de classe, ce qui est résumé dans le Tableau 1.

Tableau 1: Dates et scénario de flexibilité

N°	Date de l'intervention	Scénario de réduction	Nombre de jours de non-intervention précédant
Séances du matin (8h00 – 12h00) : intervention appliquée à 9 CTA associés à 14 salles de cours			
1	9 avril 2025	Modéré	3
2	16 avril 2025	Modéré	2
3	22 avril 2025	Agressif	3
4	15 avril 2025	Agressif	2
Séances de l'après-midi (14h00 – 18h00) : intervention appliquée à 9 CTA associés à 14 salles de cours			
5	1 avril 2025	Modéré	5
6	9 avril 2025	Modéré	3
7	2 avril 2025	Agressif	4
8	22 avril 2025	Agressif	3

Après chaque intervention, tous les paramètres du système ont été systématiquement réinitialisés à leurs valeurs par défaut. Les données du système de gestion technique du bâtiment (GTB), échantillonnées toutes les heures et présentées ci-dessous, ont servi à l'analyse.

- Consommation d'électricité (kWh)
- Concentration en CO_2 (ppm)

2.2. REFERENCE ET INDICATEURS DE PERFORMANCE

Les mesures de flexibilité ont été évaluées par rapport à un scénario de référence représentant le fonctionnement normal du système, qui sert de référence (Baseline) pour quantifier les impacts des interventions (Li and Hong 2023). Les situations de référence ont été établies en moyennant les profils de journées comparables sans intervention (Li et al. 2023), comme le montre dans le Tableau 1. Les critères de sélection de ces journées sans intervention étaient les suivants : des taux d'occupation des pièces similaires et une température extérieure à ±4 °C près de celle des journées d'intervention. Les indicateurs de performance, définis dans le Tableau 2 ci-dessous, permettent de quantifier les économies d'énergie et la qualité de l'air intérieur.

Tableau 2 : Récapitulatif des indicateurs clés de performance

Indicateur	Description
Effacement de puissance de pointe $\Delta P_{\text{peak}} = P_{\text{baseline, peak}} - P_{\text{flex, peak}}$	Cet indicateur évalue la réduction instantanée de la charge lors des actions de flexibilité (Le Dréau and Heiselberg 2016).
Réduction totale d'énergie $\Delta E = \int_{t_0}^{t_1} P_{\text{baseline}}(t)\ dt - \int_{t_0}^{t_1} P_{\text{flex}}(t)\ dt$	Il mesure les économies d'énergie cumulées pendant l'intervention (Le Dréau and Heiselberg 2016).
Concentration moyenne de CO_2 $C_{\text{co}_2\text{ avg}} = \frac{\sum_i c_{\text{co}_2}(t_i)}{\sum_{\text{tot}} i}$	Cet indicateur mesure la performance de la ventilation pendant l'intervention en fonction d'un seuil défini (Ramalho and Rueda López 2023).
Indice de confinement (ICONE) $\text{ICONE} = 8.3 \log(1 + f_1 + 3f_2)$ dont: - f_1: proportion de valeurs comprises entre 800 et 1500 ppm - f_2: proportion de valeurs supérieures à 1500 ppm	Cet indice permet de traduire les mesures de CO_2 en niveaux de confort perçu (Ramalho and Rueda López 2023). Son échelle est présentée dans la Figure 2 ci-dessous.

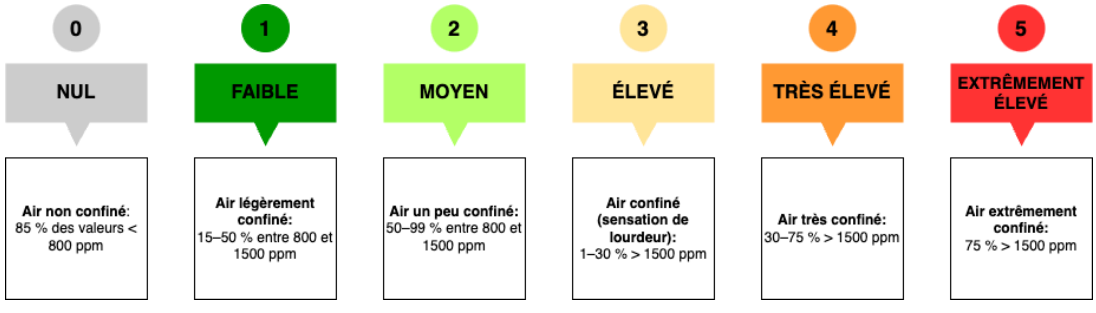


Figure 2 : Échelle d'indice de congestion respiratoire ICONE

3. RESULTATS ET DISCUSSION

3.1. RESULTATS EN MATIERE DE FLEXIBILITE ENERGETIQUE

3.1.1. Effacement de la puissance de pointe

La 3 illustre l'évolution de la consommation électrique de la CTA lors des interventions 3 et 8 pour le scénario agressif, en la comparant au scénario de référence. La CTA fournit de l'air à une pression contrôlée dans les conduits, tandis que les registres de zone modulent leur ouverture en fonction des niveaux de CO_2 et de la demande de température, l'air sert de fluide caloporteur dans ce système. C'est le comportement de ces registres qui détermine le débit d'air effectif. La consigne de pression devient alors un levier essentiel pour maîtriser la consommation d'énergie sans compromettre directement la qualité de l'air intérieur ni la régulation thermique. Lors des interventions, la demande d'énergie a systématiquement été inférieure à celle du scénario de référence, avec une réduction moyenne d'environ 12 kW (soit 40 %). Cette réduction est principalement due à l'abaissement de la consigne de pression d'air soufflé, ce qui diminue directement la charge mécanique et la vitesse de rotation du ventilateur. Dans les systèmes aérauliques, le couple de résistance du ventilateur est proportionnel au carré de la vitesse de rotation (Dang et al. 2010), ce qui signifie que cette non-linéarité devrait permettre au scénario intensif de réduire la consommation d'énergie de plus du double par rapport au scénario modéré.

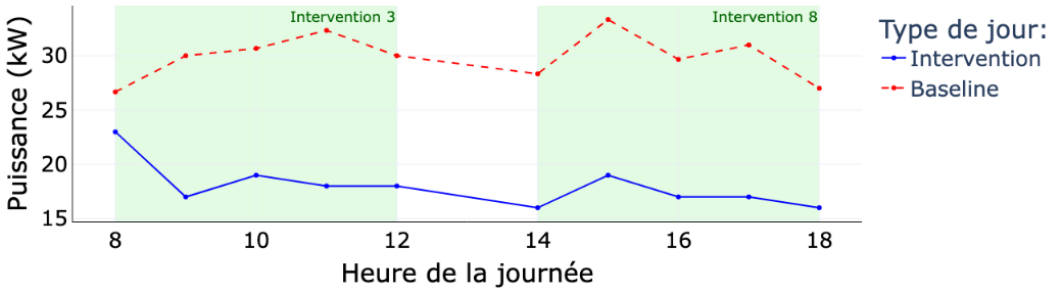


Figure 3 : La consommation horaire moyenne (en kW) lors d'une intervention (scénario agressif) et comparaison à la courbe de référence (Baseline)

3.1.2. Economie d'énergie

Comme l'illustre dans la Figure 4, les périodes du matin ont permis d'effectuer des économies d'énergie cumulées supérieures à celles de l'après-midi. Le scénario agressif affiche les réductions les plus importantes, dépassant 30 % aussi bien le matin que l'après-midi. Les réductions « agressives » sont plus du double de celles « modérées », ce qui montre l'effet non linéaire entre la consigne de pression et la consommation.

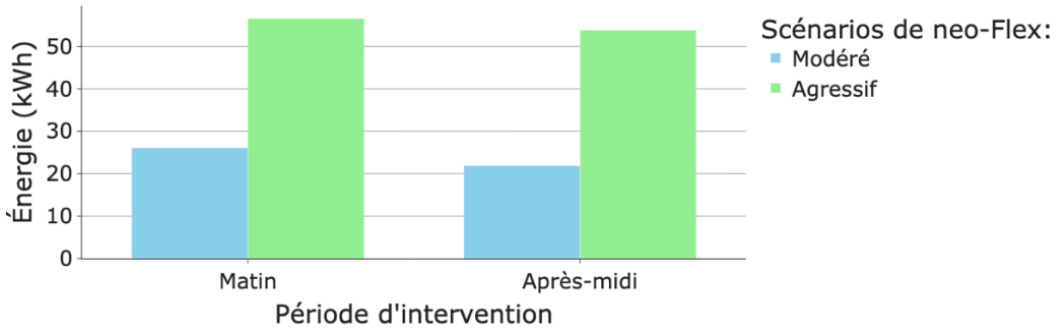


Figure 4 : L'économie d'énergie moyenne (en kWh) pour les deux scénarios

3.2. ANALYSE DE LA CONCENTRATION EN CO_2

3.2.1. Concentration moyenne de CO_2

L'effet de la réduction des consignes de pression sur la qualité de l'air intérieur a été évalué à l'aide de mesures de CO_2. Comme le montre la Figure 5, dans le scénario modéré, les concentrations moyennes de CO_2 étaient systématiquement plus faibles pendant les périodes d'intervention que pendant les périodes équivalentes des jours sans intervention (les séances du matin présentant la différence la plus marquée, soit environ 11 %). Cette réduction peut être attribuée à l'augmentation du débit d'air résultant de la baisse des consignes de pression dans les conduits, ce qui a amélioré l'apport d'air frais et dilué les niveaux de CO_2 intérieur. Cependant, dans le scénario agressif, les concentrations sont restées relativement stables (matin : -0,86 %, après-midi : +0,65 %).

Étant donné que les zones du bâtiment ne sont pas étanches à l'air, les CTA situées hors du périmètre expérimental ont probablement compensé la réduction de pression, un effet rebond, ce qui a maintenu les niveaux de CO_2 mais a entraîné une au prix d'une consommation d'énergie accrue pour les unités non surveillées. Il convient de noter que la régulation des CTA par la pression n'est pas intrinsèquement incompatible avec la régulation du CO_2 : tandis que la CTA maintient la pression dans les conduits, les registres de zone ajustent leur ouverture en fonction de l'occupation et des niveaux de CO_2, modulant ainsi le débit d'air de manière indépendante. Globalement, comme le montre la Figure 5, les concentrations moyennes sont restées inférieures au seuil de 800 ppm dans tous les scénarios. Les valeurs de référence pour chaque scénario ont été établies séparément, en calculant la moyenne des jours sans intervention comparable correspondant à chaque période d'intervention, comme illustré dans le Tableau 1.

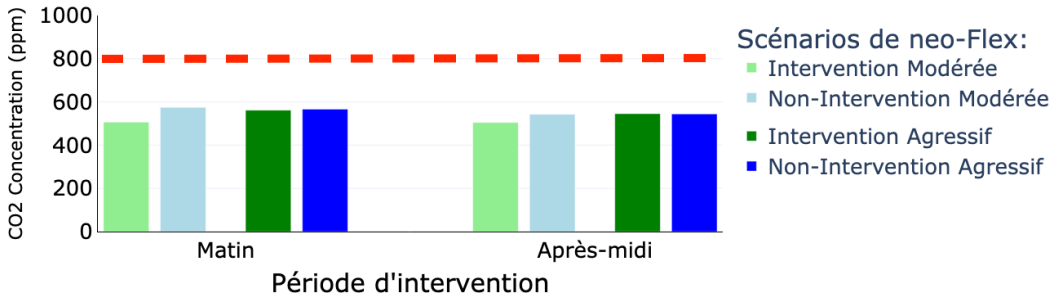


Figure 5: La concentration en CO_2 moyenne (en ppm) pendant l'intervention et hors l'intervention

3.2.2. Confort perçu des occupants (indice ICONE)

L'indice de confinement ICONE fournit un indicateur complémentaire de la qualité de l'air intérieur en reflétant la relation entre les concentrations de dioxyde de carbone (CO_2) et l'efficacité de la ventilation. Comme le montre la Figure 6, les scores ICONE sont restés constamment inférieurs à 2 dans tous les scénarios et pendant toute la période d'analyse, ce qui correspond à un air légèrement pollué sur l'échelle de 0 à 5. Ces faibles valeurs indiquent que les débits de ventilation étaient suffisants pour limiter l'accumulation de polluants malgré l'application de stratégies de flexibilité. Cette observation est cohérente avec les résultats présentés à la Figure 5, où les concentrations de CO_2 sont restées dans les limites socialement acceptables, ce qui confirme ainsi que la réduction du débit d'air et de la consommation d'énergie des ventilateurs n'a pas eu d'impact significatif sur les concentrations de CO_2 à l'intérieur ni sur le confort perçu par les occupants.

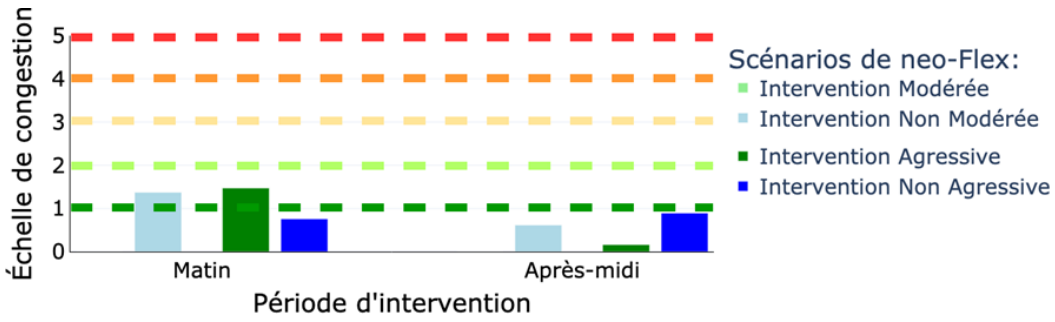


Figure 6 : Indice de confinement ICONE selon les scénarios.

4. CONCLUSION

Cette étude a évalué le potentiel de la modulation des systèmes CVC en tant que ressource de flexibilité énergétique à court terme dans le bâtiment GreEn-ER, en se concentrant sur la consommation d'électricité et la qualité de l'air intérieur. En réduisant les consignes de pression des CTA lors de périodes d'alerte contrôlées, des réductions mesurables de la demande ont été obtenues sans compromettre les normes réglementaires ni le confort perçu des occupants. Ces réductions ont permis d'économiser environ 40 % d'énergie par rapport à la consommation des CTA incluses dans l'expérience, soit l'équivalent de 2 à 5 % à l'échelle du bâtiment. Ce chiffre ne reflète toutefois que la part des CTA pour lesquels la modulation a été appliquée. Une extrapolation à l'ensemble du bâtiment augmenterait proportionnellement l'impact. Les concentrations de CO_2 sont restées inférieures à 800 ppm, ce qui correspond à un renouvellement d'air satisfaisant dans les espaces occupés, conformément à la législation française applicable aux bâtiments recevant du public. Ces résultats expérimentaux démontrent que la flexibilité basée sur les CTA est un moyen viable de soutenir la stabilité du réseau afin de favoriser une meilleure intégration des énergies renouvelables intermittentes, à condition que cette flexibilité ne se fasse pas au détriment du confort ou du bien-être des occupants.

5. PERSPECTIVES

Ce travail expérimental nous permettra de définir des règles de pilotage des CTA et des indicateurs de *monitoring* afin de déployer ces actions de flexibilité de manière automatisée. Nous nous appuierons notamment sur l'initiative FlexReady (Think Smartgrids 2026) qui permet d'assurer l'interopérabilité des systèmes de pilotage énergétique des bâtiments avec les acteurs du système électrique (gestionnaires de réseau, agrégateurs, opérateurs d'effacement).

6. REMERCIEMENTS

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par *l'Agence Nationale de la Recherche (ANR)* au titre de *France 2030* portant la référence *ANR-22-PETA-0009* pour le projet *FlexTASE*. Il a bénéficié également d'un soutien de la *Chaire Smartgrids* (une collaboration *d'Enedis et G2Elab,* financée par la *Fondation Grenoble INP*).

7. BIBLIOGRAPHY

Buckman, A. H., M. Mayfield, and Stephen B.M. Beck. 2014. "What Is a Smart Building?" *Smart and Sustainable Built Environment* 3 (2): 92–109. https://doi.org/10.1108/SASBE-01-2014-0003.

Campodonico-Avendano, Italo Aldo, Silvia Erba, Panayiotis Papadopoulos, et al. 2026. "COLLECTiEF Dataset: A High-Resolution Indoor Environmental Dataset from European Buildings across

Diverse Climates Supporting Thermal, Air-Quality, and Visual-Comfort Assessments." *Data in Brief* 65 (April): 112486. https://doi.org/10.1016/j.dib.2026.112486.

Dang, Hoang Anh, Benoît Delinchant, Sana Gaaloul, and Frédéric Wurtz. 2010. "Modélisation Électrique d'une VMC Double Flux et Optimisation de Sa Commande Pour l'efficacité Énergétique." *IBPSA* (France), September. https://hal.science/hal-00539920.

Delinchant, Benoît, Frédéric Wurtz, Stéphane Ploix, Jean-Luc Schanen, and Yves Maréchal. 2016. "GreEn-ER Living Lab - A Green Building with Energy Aware Occupants." *Proceedings of the 5th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems* (Rome, Italy), April, ISBN 978-989-758-184-7, pages 316-323. https://hal.science/hal-01317470.

Hosseini, Mohammad, Panayiotis Papadopoulos, Muhammad Salman Shahid, et al. 2026. "Experimental Insights on CIRLEM: Enhancing Energy Efficiency and Flexibility in Buildings." *Energy and Buildings* 351 (January): 116655. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.116655.

IFPEB. 2023. "Challenge CUBE Flex 2022-2023 : 20 % de baisse ponctuelle de puissance électrique dans les bâtiments, c'est possible." construction21.org, June 27. https://www.construction21.org/france/articles/h/challenge-cube-flex-2022-2023-20-de-baisse-ponctuelle-de-puissance-electrique-dans-les-batiments-c-est-possible.html.

Le Dréau, J., and P. Heiselberg. 2016. "Energy Flexibility of Residential Buildings Using Short Term Heat Storage in the Thermal Mass." *Energy* 111 (September): 991–1002. https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.05.076.

Li, Han, and Tianzhen Hong. 2023. "On Data-Driven Energy Flexibility Quantification: A Framework and Case Study." *Energy and Buildings* 296 (October): 113381. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113381.

Li, Han, Hicham Johra, Flavia de Andrade Pereira, et al. 2023. "Data-Driven Key Performance Indicators and Datasets for Building Energy Flexibility: A Review and Perspectives." *Applied Energy* 343 (August): 121217. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121217.

Macela-Gouin, Hélène. 2023. "De la deuxième vague d'électrification." *Annales des Mines - Responsabilité & environnement* 109 (1): 62–67. https://doi.org/10.3917/re1.109.0062.

Petitjean, Camille, Alexis Puysilloux, and Cédric Beaumont. 2023. *Bénéfices environnementaux de la flexibilité de la demande dans les bâtiments tertiaires*. https://librairie.ademe.fr/batiment/8113-benefices-environnementaux-de-la-flexibilite-de-la-demande-dans-les-batiments-tertiaires.html.

Ramalho, Olivier, and María José Rueda López. 2023. *Protocole de Mesure En Continu Du Dioxyde de Carbone Dans l'air (Indice de Confinement Icone) Dans Les Établissements d'enseignement, d'accueil de La Petite Enfance et d'accueil de Loisirs*. CSTB - Centre scientifique et technique du bâtiment, France. https://cstb.hal.science/hal-05374729.

Shahid, Muhammad Salman, Seun Osonuga, Nana Kofi Twum-Duah, Sacha Hodencq, Benoit Delinchant, and Frédéric Wurtz. 2023. "An Assessment of Energy Flexibility Solutions from the Perspective of Low-Tech." *Energies* 16 (7): 3298. https://doi.org/10.3390/en16073298.

Think Smartgrids. 2026. *Flex Ready® : une démarche collective pour accélérer la flexibilité énergétique*. February 11. https://www.thinksmartgrids.fr/flex-ready/.

Twum-Duah, Nana Kofi Baabu. 2023. "Direct and Indirect Energy Flexibility Interactions at the Building and Community Scale : From System to the Human-Interfaced System." no. 2023GRALT052. Theses, Université Grenoble Alpes [2020-....]. https://theses.hal.science/tel-04390253.

Long-Term Performance Degradation Analysis of Geothermal Heat Pump Systems: A Multi-Unit Field Study

Mona Aridi*[1], Rima Aridi[1], Marie-Lise Pannier[1], Thierry Lemenand[1]

[1] Univ Angers, LARIS, SFR MATHSTIC, F-49000 Angers, France
62 avenue Notre-Dame du Lac, 49 000 Angers,
***mona.aridi@etud.univ-angers.fr**

ABSTRACT.

Geothermal Heat Pumps (GHPs) are recognized as highly efficient HVAC systems, yet limited empirical data exist on their real-world performance degradation over extended operational periods. This study quantifies the temporal degradation of the coefficient of performance (COP) in a fleet of 20 operational GHP units for a semi-lifetime period of 10 – 12 years (2014-2025), using high-resolution 5-minute data acquisition. Linear regression analysis reveals a consistent monotonic decline across all operational modes. System-level analysis show average annual degradation rates of approximately -0.69 % ±0.10 % for heating, -0.68 % ± 0.07 % for cooling, and -0.71 % ± 0.12 % for full-year operation. Fleet-averaged regression confirms strong linear trends for heating (R^2=0.933) and full-year (R^2=0.898) modes. Heating-mode degradation is highly uniform across installations, reflecting intrinsic equipment aging mechanisms, while cooling-mode degradation exhibits greater variability influenced by site-specific thermal and operational conditions. These findings provide robust, empirically grounded degradation factors for lifecycle energy modeling, maintenance planning, and policy evaluation of geothermal heat pump systems. Finally, possible reasons for the degradation are discussed.

KEYWORDS: geothermal heat pumps, performance degradation, coefficient of performance, heating and cooling efficiency, energy efficiency.

1. INTRODUCTION

GHP systems exploit the stable shallow-subsurface thermal resources to deliver space heating and cooling with high thermodynamic efficiency. Field studies report seasonal COP values for brine-water GHPs in the range of 3.5-5.0 under nominal conditions, substantially above air-source alternatives (Huang et al. 2025; Sieres et al. 2022). This efficiency advantage has driven global GHP deployment in support of building decarbonization objectives (Żelazna and Pawłowski 2025).

Despite high initial efficiency, the long-term evolution of real-world GHP performance remains incompletely characterized. Field operation exposes systems to varying loads, ground-side thermal perturbations, and component aging, all of which can reduce delivered performance over time. Robust, empirically grounded estimates of long-term COP change are essential for lifecycle energy modeling, maintenance planning, and policy design (Brudermueller et al. 2025; Gajewski 2017).

Recent work has identified two broad degradation pathways: subsurface thermal imbalance, that is, heat accumulation or depletion in boreholes compressing source-side temperature differentials (Huang et al. 2025; Kim and Lee 2020), and component-level faults such as heat-exchanger fouling, refrigerant leakage, and compressor wear, producing COP reductions of 5-30 % (Mauro et al. 2023; Aguilera et al. 2022). However, most prior multi-system field studies are limited to short monitoring windows, within 3 years, and cannot robustly resolve long-term degradation trajectories (Spitler and Gehlin, Signhild 2022; Pernigotto et al. 2014). Recent large-scale French monitoring campaigns have documented substantial real-world performance variability in residential heat pumps, reinforcing the need for extended temporal observation to distinguish transient effects from genuine long-term degradation

(Laruelle and Louis 2025). This gap constrains the empirical basis for lifecycle degradation factors specifically for ground-coupled systems.

This study addresses that gap by analyzing 10-12 years of high-resolution monitoring from 20 residential GHP units with the following objectives: (1) quantify fleet-average annual COP degradation rate with statistical confidence intervals, (2) analyze seasonal and mode-specific performance for heating and cooling modes, (3) characterize inter-unit variability in degradation patterns, and (4) establish evidence-based recommendations for maintenance and operational strategies.

This research advances the state of knowledge on GHP performance by providing several original contributions: (1) an unprecedented dataset scale with the first multi-unit (n=20) field monitoring extending beyond a decade, (2) mode-specific degradation analysis comparing heating versus cooling patterns across a semi-lifetime periods, (3) real-world operational validity under authentic field conditions incorporating actual occupant behavior and variable weather, and (4) statistical characterization providing point estimates with confidence intervals enabling risk-informed decision-making. The outcomes provide empirical evidence for improving GHP lifecycle cost models, refining building energy assumptions, and informing policy instruments supporting building decarbonization.

2. Methodology

2.1. Dataset Description

This study examines twenty reversible GHP installations with nominal capacities of 8-16 kW, serving single-family houses in temperate regions of France. The systems operate under an oceanic temperate climate (Köppen Cfb) characterized by mild winters and moderate summers, resulting in heating-dominated operation, with net annual heat extraction from the ground. All systems employ brine-to-water heat pumps from the same manufacturer, ensuring technological uniformity while retaining natural variability in building characteristics and local climatic conditions. The manufacturer is not disclosed in accordance with the data-sharing constraints. All installations were commissioned in 2014 or 2015, providing operational lifetimes of 10-12 years. Continuous monitoring was conducted through 2025 using high-frequency data acquisition, logging 5-minute measurements of thermal energy delivered, electrical consumption, operating mode, flow rates, and temperatures. Hourly COP values were computed and serve as the core performance metric. A schematic diagram illustrating a typical GHP installation is presented in Figure 1.

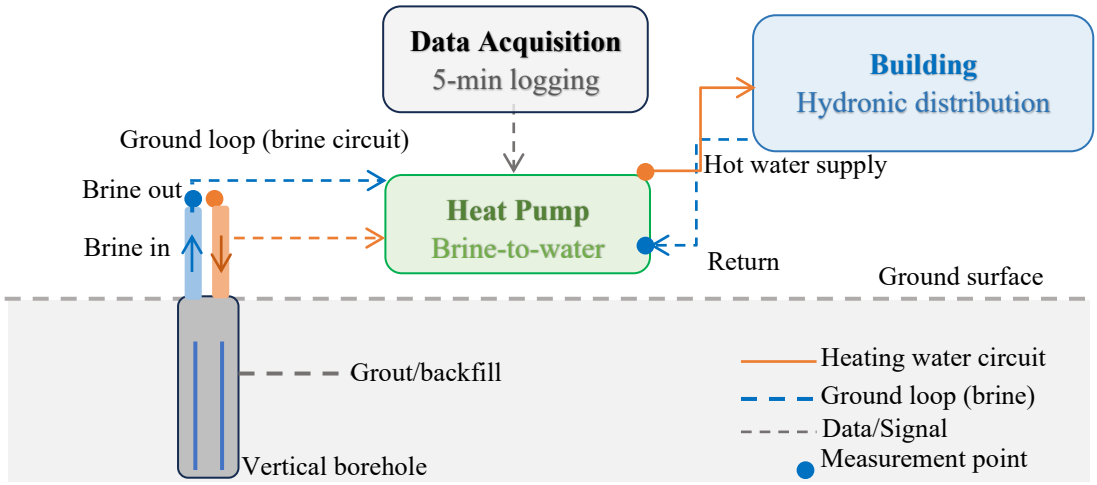


Figure 1: Schematic diagram of a typical residential GHP installation as monitored in this study

A systematic data quality protocol was applied following three stages: (1) variable verification and identification for analytical compatibility, (2) outlier detection using thermodynamic boundaries to remove physically implausible measurements (Hepbasli 2005; Arz et al. 2022), and (3) conservative missing data interpolation, applied only to short gaps bounded by stable measurements and using simple linear interpolation to avoid introducing artifact trends. Finally, the Weighted Least Squares method was used to normalize the COP annually and seasonally with respect to the available months to secure a representative COP that reflects the performance of the recorded period.

2.2. Performance Metrics

Annual COP was computed for each system and year as the ratio of measured energy delivered to measured energy consumed. Seasonal COP values were computed using subsets corresponding to heating operation (October-April) or cooling operation (May-September). Full-year COP integrates all operating hours weighted by actual seasonal demand distribution.

Measurement uncertainty was estimated by propagating the accuracies of individual sensors: thermal energy meters (±0.5 % of reading per EN 1434), temperature sensors (±10 °C), and electrical power meters (0.5 %). The resulting propagated uncertainty on hourly COP values is estimated at ±2-3 %. As annual inter-year COP differences in the degradation analysis (≈0.03-0.05 COP units) remain above this threshold for multi-year comparisons, measurement uncertainty does not materially affect the degradation trend conclusions.

2.3. Statistical Analysis

Two complementary approaches were employed to quantify degradation. First, system-level rates were calculated from individual unit time series, providing insight into unit-to-unit variability. Second, fleet-level regression was performed on annual fleet-averaged COP values, yielding population-level trends while reducing noise from individual sensor variations and incomplete data periods.

Linear regression models were fitted to fleet-average annual COP values over 12 years for each operational mode (heating, cooling, full-year):

$$COP_t = \beta_0 + \beta_1 t \quad \textbf{(1)}$$

where t denotes the year index, β_1 represents the annual COP change (absolute degradation rate), and relative degradation was expressed as $|\beta_1|/\beta_0$. Goodness-of-fit was evaluated using R^2, RMSE, and p-values. Confidence intervals were derived using standard normal approximations.

3. RESULTS

3.1. Data Completeness

Figure 2 shows data completeness across all installations. Availability ranges from 80.08 % (GHP2) to 93.56 % (GHP7), with an average of 88.27 %. This high level of completeness demonstrates the robustness of the monitoring infrastructure and the effectiveness of the data quality protocols implemented throughout the study period. Minor gaps in data are primarily attributable to temporary communication failures, scheduled maintenance periods, and isolated sensor malfunctions, all of which were documented during field operations.

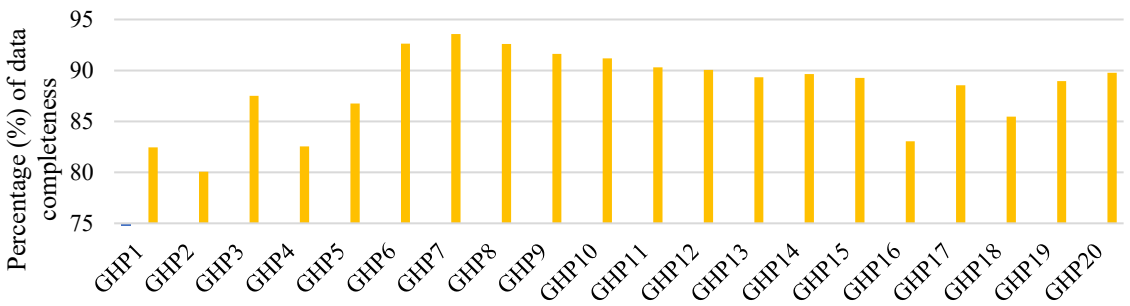


Figure 2: Data completeness for the twenty geothermal heat pump installations.

3.2. System-level Degradation

Table 1 presents annual degradation rates for all systems across operational modes, revealing consistent performance decline across the entire GHP fleet, with mean annual rates of −0.69 % (heating), −0.68 % (cooling), and −0.71 % (full-year). While individual systems exhibit moderate variability, the relatively narrow standard deviations (0.07-0.12 %) indicate broadly uniform degradation behavior. Heating shows slightly greater dispersion (SD=0.10 %) than cooling (SD=0.07 %), with full-year exhibiting the widest range (SD=0.12 %). All 20 systems demonstrate negative degradation across all modes, confirming that long-term performance decline is a fleet-wide phenomenon rather than being driven by isolated units or mode-specific anomalies.

	Average annual degradation (%) for heating season	**Average annual degradation (%) for cooling season**	**Average annual degradation (%) for full-year operation**
GHP1	-0.9	-0.58	-0.63
GHP2	-0.59	-0.7	-0.61
GHP3	-0.59	-0.58	-0.65
GHP4	-0.53	-0.6	-0.53
GHP5	-0.75	-0.76	-0.76
GHP6	-0.75	-0.64	-0.65
GHP7	-0.83	-0.63	-0.74
GHP8	-0.73	-0.65	-0.61
GHP9	-0.59	-0.61	-0.57
GHP10	-0.57	-0.64	-0.72
GHP11	-0.59	-0.68	-0.93
GHP12	-0.74	-0.7	-0.7
GHP13	-0.71	-0.68	-0.9
GHP14	-0.74	-0.79	-0.79
GHP15	-0.76	-0.85	-0.96
GHP16	-0.73	-0.63	-0.73
GHP17	-0.77	-0.63	-0.75
GHP18	-0.67	-0.69	-0.71
GHP19	-0.55	-0.76	-0.72
GHP20	-0.61	-0.63	-0.61
Mean	**-0.69**	**-0.68**	**-0.71**
SD	**0.10**	**0.07**	**0.12**

Table 1: System-level degradation metrics across heating, cooling, and full-year for 20 GHPs

3.3. FLEET-AVERAGED TEMPORAL TRENDS

Heating COP declined from 5.33 (2014) to 4.78 (2025), cooling COP declined from 5.69 to 5.58 (with notable initial improvement 2014–2016 before steady decline), while full-year COP declined from 5.34 to 4.78. Figure 3 illustrates the annual fleet-averaged COP trajectories for all three modes over the 12 years, showing a relatively linear decline, suggesting persistent, cumulative degradation without late-life acceleration, with a notable absence of cooling performance during 2020.

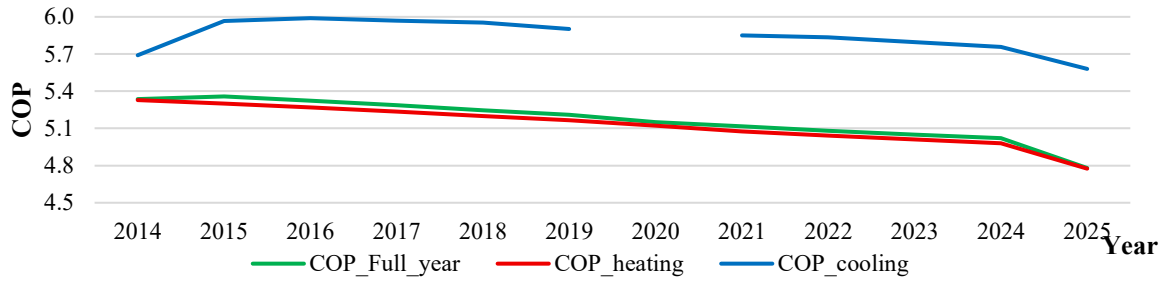


Figure 3: Temporal evolution of fleet-average annual COP across heating, cooling, and full-year operation (2014 to 2025).

While the observed degradation is statistically significant, it is important to note that initial COP values were quite high, and the systems maintained strong performance throughout the monitoring period. Even after 10-12 years of operation, the measured COP values remain well above typical industry benchmarks, indicating that these installations continue to deliver efficient heating and cooling despite gradual performance decline.

3.4. REGRESSION ANALYSIS

Linear regression models were used to quantify long-term COP degradation across operational modes (Table 2). Heating regression exhibited a strong and statistically significant decline, described by $COP = 5.403 – 0.0425 \cdot t$ with satisfactory agreement (R^2=0.933, $p<0.001$), where p is the level of significance. Cooling performance showed a weaker and statistically non-significant trend, with $COP = 5.969 – 0.0192 \cdot t$ (R^2=0.31, $p>0.05$). The Full-year regression closely mirrored heating behavior, yielding $COP = 5.451 – 0.0441 \cdot t$ (R^2=0.898, $p<0.001$).

Mode	Slope	Confidence Interval 95%	R^2	p-value	Root Mean Squared Error
Heating	-0.0425	[-0.051, -0.034]	0.933	<0.001	0.039
Cooling	-0.0192	[-0.041, -0.002]	0.31	0.075	0.103
Annual	-0.0441	[-0.055, -0.034]	0.898	<0.001	0.051

Table 2: Linear regression for fleet-average COP degradation over 12 years of operation.

While individual systems exhibit consistent cooling-mode degradation (Table 2 mean -0.68 % annually), the fleet-averaged regression shows weaker statistical significance (R^2 =0.31, p = 0.075). This discrepancy arises from non-monotonic behavior in early monitoring years (2014–2016), likely reflecting commissioning effects and system optimization during the initial operational period. When individual system trends are examined independently, all 20 units demonstrate negative degradation,

confirming that cooling performance decline is a robust fleet-wide phenomenon despite the weaker aggregate trend.

The 95 % confidence intervals for degradation slopes indicate that heating annual degradation is between 0.64 % and 0.94 % with 95 % confidence, while full-year degradation ranges from 0.62 % to 1.01 %. These narrow intervals reflect the strong linear fit and demonstrate the statistical robustness of the observed degradation trends

Statistical comparisons using Z-tests indicate that heating and cooling degradation rates are statistically indistinguishable ($p = 0.075$), while the full-year degradation is significantly steeper than both heating and cooling ($p<0.01$ for both comparisons), likely reflecting the combined effect of both seasonal modes weighted by operational hours, as shown in Table 3.

Table 3: Z-test pairwise comparison of heating, cooling, and full-year COP degradation slopes.

Mode	Slope Difference	Z-statistic	p-value	Interpretation
Heating vs Cooling	-0.002	-0.266	0.790	Not a statistically significant difference
Cooling vs. Full-year	-0.025	-2.336	0.019	Statistically significant difference
Heating vs. Full-year	-0.023	-2.281	0.023	Statistically significant difference

4. DISCUSSION

4.1. KEY FINDINGS AND MECHANISMS

Heating-mode degradation was highly uniform (annual decline -0.53 % to -0.90 %), suggesting dominance of intrinsic aging mechanisms common to vapor compression systems: refrigerant charge reduction, compressor wear, heat-exchange fouling, and hydraulic efficiency loss. This uniformity across diverse units indicates that system-internal factors dominate overload or subsurface variation.

Cooling mode degradation was slightly more uniform than heating (SD=0.07 % vs. 0.10 %, -0.58 % to -0.85 % vs. -0.53 % to -0.90 %), suggesting that site-specific thermal conditions introduce marginally less inter-unit variability in cooling performance across this fleet. An anomalous feature of the fleet-averaged data is the initial improvement in cooling COP from 2014 (5.69) to 2016 (5.99), representing a +5.3 % increase during the first two operational years. This pattern, contrary to expected monotonic degradation, likely reflects commissioning optimization effects common in newly installed systems. During this period, refrigerant charges may have been adjusted, expansion valve controls tuned, and hydraulic balancing refined based on early operational experience. This break-in period effect has been documented in other field studies of heat pump systems and highlights the importance of distinguishing short-term commissioning transients from long-term degradation trends.

Full-year degradation was moderated by heating-dominated operation in the studied climate. The approximately linear temporal decline simplifies long-term modeling, allowing the use of constant degradation factors. This linearity likely reflects stable operating conditions, consistent maintenance practices, and the absence of major systems retrofits. However, whether this linear trend persists beyond the semi-lifetime period studied remains uncertain; extended monitoring beyond 15-20 years would be valuable to characterize end-of-life degradation trajectories (Spitler and Gehlin, Signhild 2022).

Deeper investigation of subsurface thermal dynamics, soil properties, groundwater conditions, and component-level factors such as refrigerant integrity is beyond the scope of the present statistical analysis; these mechanisms are being addressed in extended work currently in preparation.

4.2. IMPLICATIONS FOR PRACTICAL

These findings have direct practical implications. Lifecycle energy models and policy assessments could incorporate 0.68-0.71 % annual degradation to accurately characterize long-term benefits. Cooling-intensive applications warrant particular attention, given higher and more variable degradation rates. The empirical degradation rates provided enable risk-informed decision-making in system design, distinguishing typical from worst-case scenarios. Proactive maintenance and continuous monitoring are essential to mitigate performance decline and sustain efficiency over the operational lifetime.

5. LIMITATIONS

While this study provides extensive long-term data, several limitations should be acknowledged. All systems were located within a single temperate European region and produced by the same manufacturer, which enhances internal consistency but limits generalizability to different climates, technologies, and operational contexts. Cooling-mode data were unavailable for one year (2020), introducing some uncertainty into cooling trend estimates. The analysis assumes linear degradation over the semi-lifetime period, which may overlook potential late-life acceleration effects. Variations in occupant behavior and thermostat settings were not explicitly modeled and may contribute to inter-system variability. Finally, long-term sensor aging may have introduced minor measurement drift despite quality control filtering.

6. CONCLUSION

This study provides a comprehensive long-term evaluation of GHP performance based on 10-12 years of continuous data from twenty residential systems. All units showed clear monotonic COP decline, with average annual degradation of 0.68-0.71 % and fleet-averaged regression confirming strong linear trends (R^2=0.90-0.93 for heating and full-year). Heating degradation was uniform, reflecting intrinsic equipment aging, while cooling degradation was larger and more variable due to site-specific conditions. Full-year performance declined at moderate rates consistent with heating-dominated operation. All modes exhibited approximately linear deterioration over the semi-lifetime period.

These findings demonstrate that GHP performance losses are systematic, approximately linear, and operationally significant. Accounting for degradation in simulation tools, policy assessments, and lifecycle evaluations is essential to accurately characterize long-term system benefits. The results underscore the value of continuous monitoring and proactive maintenance to mitigate performance decline and sustain efficiency over operational lifetime.

Future work is exploring component-level factors contributing to observed degradation patterns. Preliminary analysis indicates that systems experiencing more rapid performance decline exhibit several characteristic operational signatures: increased frequency of daily compressor cycles, elevated high-pressure ratios, and potential expansion valve efficiencies. Understanding these component-specific degradation mechanisms will enable more targeted maintenance strategies and inform design improvements for long-term reliability.

7. BIBLIOGRAPHIE

Aguilera, José Joaquín, Wiebke Meesenburg, Torben Ommen, et al. 2022. "A Review of Common Faults in Large-Scale Heat Pumps." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 168 (October): 112826. https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112826.

Arz, A., A. Minghini, M. Feidt, M. Costea, and C. Moyne. 2022. "Influence of Boundary Conditions on the Optimization of a Geothermal Heat Pump Studied Using a Thermodynamic Model." *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 960 (1): 012003. https://doi.org/10.1088/1755-1315/960/1/012003.

Brudermueller, Tobias, Ugne Potthoff, Elgar Fleisch, Felix Wortmann, and Thorsten Staake. 2025. "Estimation of Energy Efficiency of Heat Pumps in Residential Buildings Using Real Operation Data." *Nature Communications* 16 (1): 2834. https://doi.org/10.1038/s41467-025-58014-y.

Gajewski, Andrzej. 2017. "Seasonal Coefficient of Performance for Ground Source Heat Pump and Groundwater One in Białystok." *E3S Web of Conferences* 22: 00050. https://doi.org/10.1051/e3sconf/20172200050.

Hepbasli, Arif. 2005. "Thermodynamic Analysis of a Ground-Source Heat Pump System for District Heating." *International Journal of Energy Research* 29 (7): 671–87. https://doi.org/10.1002/er.1099.

Huang, Yeqi, Zhongchao Zhao, and Mengke Sun. 2025. "Performance Degradation of Ground Source Heat Pump Systems Under Ground Temperature Disturbance: A TRNSYS-Based Simulation Study." *Energies* 18 (15): 3909. https://doi.org/10.3390/en18153909.

Kim, Seong-Kyun, and Youngmin Lee. 2020. "Evaluation of Ground Temperature Changes by the Operation of the Geothermal Heat Pump System and Climate Change in Korea." *Water* 12 (10): 2931. https://doi.org/10.3390/w12102931.

Laruelle Céline, and Louis Jonathan. 2025. *Performance Pompes à Chaleur : Réalisation d'une Campagne de Mesure Sur Des Pompes à Chaleur En Résidentiel Individuel*. Final Report. ADEME, Enertech, Muriel DUPRET, Uwe BRAMKAMP. https://www.actu-environnement.com/media/pdf/news-46893-rapport-ademe-performance-pompes-chaleur.pdf.

Mauro, Alfonso William, Francesco Pelella, and Luca Viscito. 2023. "Performance Degradation of Air Source Heat Pumps under Faulty Conditions." *Case Studies in Thermal Engineering* 45 (May): 103010. https://doi.org/10.1016/j.csite.2023.103010.

Pernigotto, Giovanni, Alessandro Prada, Daniel Cóstola, Andrea Gasparella, and Jan L. M. Hensen. 2014. "Multi-Year and Reference Year Weather Data for Building Energy Labelling in North Italy Climates." *Energy and Buildings* 72 (April): 62–72. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.12.012.

Sieres, Jaime, Ignacio Ortega, Fernando Cerdeira, Estrella Álvarez, and José M. Santos. 2022. "Seasonal Efficiency of a Brine-to-Water Heat Pump with Different Control Options According to Ecodesign Standards." *Clean Technologies* 4 (2): 542–54. https://doi.org/10.3390/cleantechnol4020033.

Spitler, Jeffrey D., and Gehlin, Signhild. 2022. "5-Year Performance of a Swedish Mixed-Use Ground Source Heat Pump System." *REHVA 14th HVAC Worl Congress* (Rotterdam, Netherlands), May 22, 27–36.

Żelazna, Agnieszka, and Artur Pawłowski. 2025. "Review of the Role of Heat Pumps in Decarbonization of the Building Sector." *Energies* 18 (13): 3255. https://doi.org/10.3390/en18133255.

Investigating the impact of hygrothermal coupling effects on the dynamic thermal performance of a retrofitted steel envelope with bio-based materials

Marwan Assaf*[1], Franck Brachelet[1], Pierre Tittelein[1], Didier Defer[1], Emmanuel Antczak[1]

[1] Univ. Artois, IMT Nord Europe, Junia, Univ. Lille, ULR 4515, Laboratoire de Génie Civil et géo-Environnement (LGCgE), F-62400 Béthune, France,
***marwan.assaf@univ-artois.fr**

ABSTRACT. Heat loss through building envelopes constructed in past decades presents a significant area of concern, especially with the evolution of environmental and energy efficiency regulation. The thermal insulation of these components is therefore crucial for energy conservation and indoor comfort. While designing retrofitted elements, time lag and decrement factor are commonly used to assess the dynamic thermal performance. These parameters are generally considered stable; nevertheless, they are subjected to external thermal excitations resulting from periodic variations in ambient temperature and solar radiation. When coupled heat and mass transfer is considered, additional internal mechanisms such as moisture-dependent thermophysical properties and sorption—related latent heat effects alter the transient response of the wall. Accordingly, the time lag and decrement factor of the transmitted temperature wave will vary, even under identical climatic conditions. Therefore, further investigation is required to fully capture the influence and complexity of this process. This study, initially presents an experimental campaign that was carried out on a requalified commercial building located in northern France under oceanic temperate climate. In-situ measurements were conducted on the particular retrofitted steel envelope internally insulated by timber frame wall / wood fiber insulation. The measurements covered outdoor and indoor microclimatic conditions; surface temperatures; heat flux, temperature and relative humidity profiles at various depths within the novel wall assembly. Based on the experimental data, a dynamic numerical hygrothermal simulation using WUFI 2D® software was developed and validated against measured temperatures responses. Following experimental validation, the numerical model was utilized to apply different climatic conditions and evaluate the wall assembly response. The findings of the integrated experimental-numerical underline the sensitivity of these parameters to both climatic conditions and coupled heat and moisture phenomena. Consequently, this paper highlights the importance of considering climate-dependent and hygrothermal effects when evaluating the time lag and decrement factor of building envelopes.

KEYWORDS: Experimental-numerical investigation, dynamic thermal parameters, hygrothermal effects.

1. INTRODUCTION

A significant portion of the world's energy consumption and greenhouse gas emissions are attributed to the construction sector. To mitigate the environmental impact associated to this sector, governments have over the past several years, implemented a range of strategic frameworks and regulatory measures. Notably, the recent French national Low-Carbon Strategy (SNBC 3) (French Ministry of Ecological Transition 2025) which place a strong emphasis on extensive energy-efficiency upgrades and the rehabilitation of building stock using materials with low embodied energy derived from the circular economy. Therefore, improving the thermal performance through envelope retrofitting, particularly insulation with biobased materials, represents a promising solution in energy transition policies. The improvements in thermal performance are commonly evaluated and rated using steady-state thermal indicators such as thermal transmittance (U-value). Thus, the dynamic response of envelopes provides a more authentic thermal behavior than the steady characterization (Moffiet et al. 2015). Several parameters describe the dynamic thermal behavior, notably the decrement factor which indicates the

damping capacity of a building element and the time lag, defined as to the delay between the outdoor and indoor surfaces peak temperatures. These parameters are defined in accordance with the NF EN ISO 13786 standard, based on solving purely thermal models, which work well on homogeneous and isotropic elements. However, through the years, and with the increasing use of biobased materials in construction this method has demonstrated lack of robustness (Dujardin et al. 2024). The main cause of this weakness is the neglect of the coupled heat and mass transfer effects, such as thermophysical properties-moisture dependence, latent heat of sorption, etc. Consequently, researchers have urged to enhance the results of the standardized method, and some have proposed alternative approaches. Among these approaches, some have produced results with large uncertainties while others have provided very encouraging findings. Asan et al. (Asan 2006), proposed a peak detection methodology for measuring these parameters from temperature profiles. This method was subsequently widely adopted by researchers and applied to hygroscopic materials. Recently, Belarbi et al. (Belarbi et al. 2025) compared experimentally different methods for determining the dynamic thermal performance of hygroscopic wall. Their results showed that using the Asan et al. method reduces the influence of measurement uncertainty and implicitly accounts the coupled transfer effects, since the computed temperature profiles are naturally influence by humidity. The aim of this study is to investigate and measure the time lag and decrement factor evolutions at several positions across the retrofitted steel envelope with bio-based materials with a reliable method and capture the coupling effects. To measure these parameters, an experimental campaign was first conducted to track in real time the hygrothermal profiles under real world environmental and occupational conditions. This investigation has allowed the reproduction of a numerical model of the monitored wall and extent it under different environmental conditions and climatic zones. The objective is to comprehend the dynamic thermal behavior of this type of structure characterized by restricted water vapor migration, confined to the indoor environment.

2. METHODOLOGY

2.1 RETROFITTED STRUCTURE CONFIGURATION

As part of the requalification of this commercial building, the existing steel envelope is preserved, as well as to the continuous 2 m horizontal overhang shelter shielding the Northeast facade from direct solar exposure, the area where this study took place. Modifications were implemented to adapt the structure to the new functional concept and regulations. A detailed description of the wall assembly is presented in Figure 1. The new building envelope consists of the existing double-skin steel, with a glass wool core with a total thickness of 120 mm, forming the exterior sheathing. The added frame is composed of 80 mm steico flex semi-rigid wood fiber boards applied directly against the steel sheet, followed by a timber frame structure with 145 mm studs and steico flex semi rigid wood fiber boards. Then, a SIGA Majrex 200 vapor retearder membrane, featured by its hygrobrid® technology is positioned on the interior timber frame side. This technology allows bidirectional vapor migration, while favors it from one direction (Sd=5 m) over the other (Sd=15 m). This bidirectional behavior ensures that moisture is prevented from entering the wall cavity while promoting effective drying towards the interior environment. Then succeeded, 88 mm thick battens fixed horizontally on the studs. The interior finish consists of 18 mm pine plywood panels, assuring both structural stability and architectural elegance. Throughout the execution phase, several openings were made in the existing shell, to facilitate solar gains and create spaces for windows and doors. Yet, it has been noticed that the mineral layer doesn’t

cover the entire thickness over the wall height, it varied from 40mm at steel skins joints to 80mm elsewhere, forming a combined system of insulation and air cavities (see Figure 2).



Figure 1: Retrofitted envelope composition.

2.2. INSTRUMENTATION AND MONITORING

To monitor the hygrothermal behavior of the novel envelope, temperature, relative humidity and heat flux sensors were embedded together at different location, across the wall thickness. Table 1 details the specifications of the installed sensors. According to the ISO 6781 standard measurements are generally held at locations with uniform conditions. However, in this study, the sensors were installed through the wall thickness at locations corresponding to the minimal insulation thickness to capture the hygrothermal behavior at the most critical area. Precisely, where the fiber glass insulation thickness was reduced to 40 mm. In addition, surface sensors were installed to measure internal and external microclimatic conditions as illustrated in Figure 2. To meticulously monitor the in-situ variations, the data logger was set to record measurements at 5-minute intervals. The data acquisition started in January 2025, throughout the execution phase and it will last for several years.

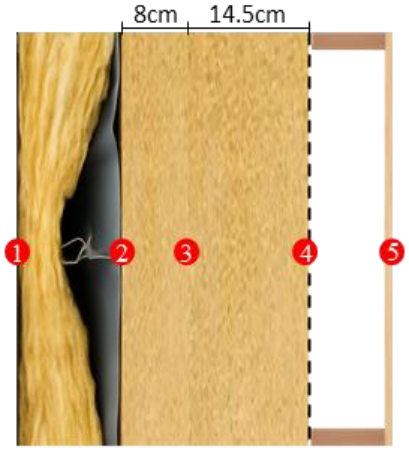


Figure 2 : Monitored positions within the wall.

Instrument ; Position	Type ; Range ; Accuracy
 2 3 4	Heat flux meter; ±2000 W/m²; ±5 %
 1 2 3 4 5	Temperature and humidity probe; - 40 ~ +60 °C - 0~100 %RH; ±0.5 ◦C ±3 %RH
 1 2 3 4 5	Temperature sensor; -200 ~ +350 °C; ±0.1 ◦C

Table 1 : Detailed specifications of instrumented apparatus.

2.3. NUMERICAL HYGROTHERMAL SIMULATION

2.3.1. Model setup and calibration

In this study, WUFI 2D® was chosen to conduct hygrothermal simulations of the multilayer wall assembly, which is based on solving the coupled heat and mass transfer models developed by Künzel (Künzel and Kiessl 1996) as expressed in equations **(1)** and **(2)**.

$$\left(\rho c + \frac{\partial H_w}{\partial T}\right)\frac{\partial T}{\partial t} = \nabla\left(\lambda \nabla T\right) + h_v \nabla\left(\delta_P \nabla(\varphi P_{sat})\right) \quad \textbf{(1)}$$

$$\frac{\partial_w}{\partial \varphi}\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \nabla\left(D_\varphi \nabla \varphi + \delta_P \nabla\left(\varphi P_{sat}\right)\right) \quad \textbf{(2)}$$

This software has been increasingly utilized by researchers due to its effectiveness and ability to generate realistic calculations, with a minimal margin of error between experimental measured and simulated data (Ye et al. 2025). However, to ensure that this digital tool is successfully predicting the hygrothermal behavior of the studied component, the model must be validated experimentally. Tlaiji et al. (Tlaiji et al. 2022) validated and used WUFI 2D® to evaluated the hygrothermal performance of multilayer straw walls across different climatic conditions. In this work, the software was calibrated by assigning the right materials properties and the actual boundary conditions. The materials properties, including thermal conductivity, moisture sorption isotherm, and the water vapor diffusion factor, were determined experimentally in the laboratory and complemented with data from empirically validated WUFI database. For boundary conditions, in-situ measurements were used, the space was HVAC-controlled at setpoint temperatures, with internal and solar gains reflected in the measured data. Additionally, all simulations were executed with an hourly time step to accurately capture temporal variations.

2.3.2. Investigated conditions and climates

Following validation, the simulations were run first for various orientation under the same climatic conditions to evaluate the impact of solar radiation on the external steel surface. According to the findings, the orientation marginally altered the steel surface temperature, due to the presence of the overhang shelter. Therefore orientation-dependent thermal impacts on the wall assembly as anticipated are negligible and comply with recent researches (Barbero-Barrera et al. 2024). In order to extent the analysis, simulations were then conducted under different meteorological conditions which will induce changes in the hygrothermal profiles through the wall thickness, thus detecting potential variations. Four representative climates as listed in Table 2, were selected based on the Köppen–Geiger classification (Peel et al. 2007).

City	Country	Climate classification	Wall orientation
Singapore	Singapore	Af- Tropical rainforest	East
Cairo	Egypt	Bwh- Hot desert	South
Beirut	Lebanon	Csa– Mediterranean, hot summer	Southwest
Montreal	Canada	Dfb– Humid continental, warm summer	South

Table 2 : Selected cities; their climatic classification; the simulated wall orientation.

Climate data for all cities were obtained from Climate.OneBuilding.org, which provides current weather files for each location and widely adopted by researchers (Caruso et al. 2025). Although the orientation has no impact on behavior but to ensure prudent assessment, the orientation of the wall for each site was chosen with maximum annual solar exposure. The indoor climate conditions were derived from the outdoor temperature assigned according to the EN 15026, with a medium internal moisture load reflecting the building's occupancy. The simulation for each case was performed over a five-year period to ensure the achievement of hygrothermal equilibrium, and the investigation was conducted using last year data. It should be noted that the moisture risks assessment was conducted, and the structure demonstrated no susceptibility under all simulated scenarios.

2.4. DETERMINATION OF THE TIME LAG AND DECREMENT FACTOR

The hottest day of the year was selected to assess the envelope dynamic performance and clearly capture the highest transient thermal and moisture gradients across the wall assembly. The time lag and decrement factor are determine using Asan et al. (Asan 2006) method as mentioned previously referring to equations **(3)** and **(4)**, respectively describing the harmonic temperature profiles.

$$\boldsymbol{\phi_T = t(T_{is,max}) - t(T_{os,max})} \quad \textbf{(3)}$$

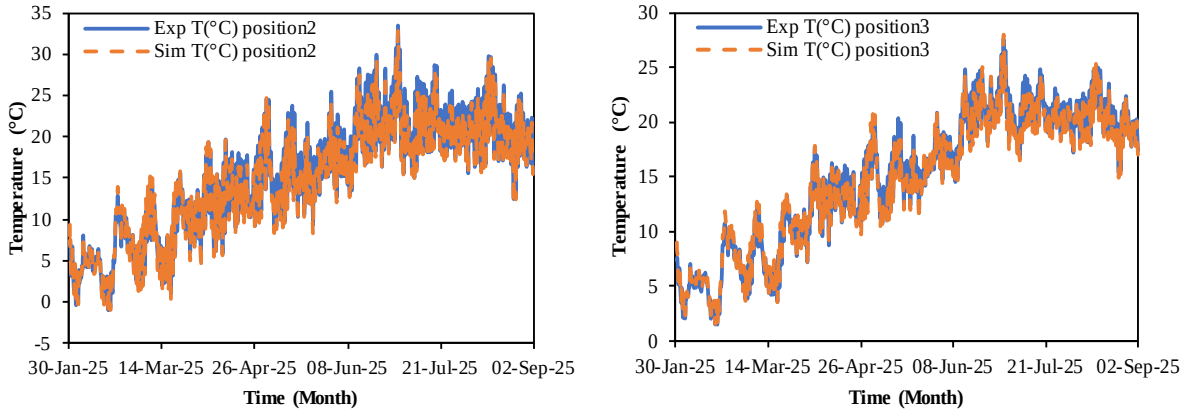
$$\boldsymbol{f_T = \frac{T_{is,max} - T_{is,min}}{T_{os,max} - T_{os,min}}} \quad \textbf{(4)}$$

These parameters were computed from the experimental measurements at each monitored position as illustrated in Figure 2 with respect to the exterior surface temperature, and subsequently compared with the corresponding numerical results. Upon establishing good agreement, the same method was applied to all the investigated scenarios to evaluate the dynamic thermal behavior of the wall.

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1. STATISTICAL VALIDATION OF SIMULATION OUTPUTS

In-situ experimental measurements made during the monitoring phase served as the primary source of reference data for model validation. Temperature measurements were selected at the interior surface and at several locations within the assembly to validate the model. Figure 3 presents a comparison of the experimental and simulated temperature profiles.



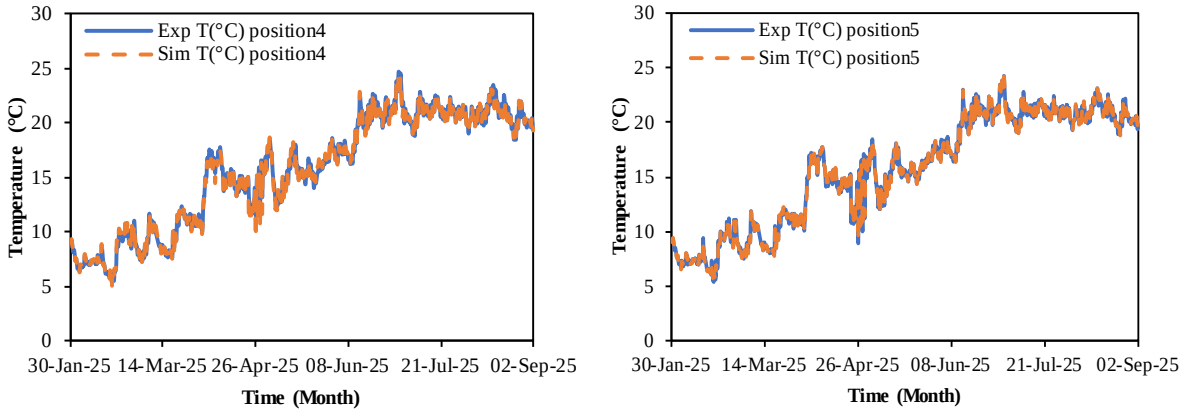


Figure 3 : Experimental vs. simulated temperature profiles (across thickness and interior surface).

In addition to the qualitative comparison, a quantitative comparison was performed using the root mean square error RMSE, the normalized mean bias error MBE% and the coefficient of variation of the root mean square error CV(RMSE). According to ASHRAE Standard 160-2009 guidelines, models built with hourly data are considered accurate when MBE% and CV(RMSE) are within ±10% and 30%, respectively. Table 3 outlines the values of each indicator for temperatures at monitored positions.

Statistical performance indicator	Temp at position 2	Temp at position 3	Temp at position 4	Temp at position 5
RMSE	0.98 °C	0.69 °C	0.27 °C	0.22 °C
MBE	-3.71 %	-1.93 %	-0.43 %	-0.13 %
CV(RMSE)	6.37 %	4.58 %	1.75 %	1.39 %

Table 3: Statistical validation of the simulated temperatures.

The percentage differences widely lie within the specified error margin and satisfy the hourly validation criteria. Therefore, the findings obtained by the numerical model adequately represent the monitored system behavior. In addition, the time lag and decrement factor were calculated from the simulated data and compared to those measured experimentally as shown in Table 4. The high degree of concordance between the compared results allows the assessment of the dynamic thermal performance.

Parameter	Position 2	Position 3	Position 4	Interior surface
Time Lag	2 h /(2 h)	4 h /(4 h)	6 h /(6 h)	6 h /(6 h)
Decrement Factor	0.617/(0.632)	0.249/(0.256)	0.104/(0.107)	0.082/(0.081)

Table 4 : Time lag and decrement factor Exp /(Sim).

3.2. COMPARATIVE ANALYSIS OF TIME LAG AND DECREMENT FACTOR

The comparative analysis of the retrofitted wall assembly under the selected climate zones demonstrates the measurable sensitivity of the time lag and decrement factor to boundary conditions as presented in Table 5.

Position	Af (ϕ_T, f_T)	Bwh (ϕ_T, f_T)	Csa (ϕ_T, f_T)	Dfb (ϕ_T, f_T)
2	2 h, 0.548	2 h, 0.619	1 h, 0.549	1 h, 0.547
3	5 h, 0.288	2 h, 0.327	2 h, 0.288	2 h, 0.301
4	6 h, 0.022	4 h, 0.026	4 h, 0.034	4 h, 0.024
5	7 h, 0.003	4 h, 0.004	5 h, 0.022	5 h, 0.004

Table 5: Time lag and decrement factor of the assembly under different climatic conditions.

To further understand the causes of the difference in these dynamic thermal parameters across the studied cases, the relative humidity and the vapor pressure through the wall thickness was plotted in Figure 4.

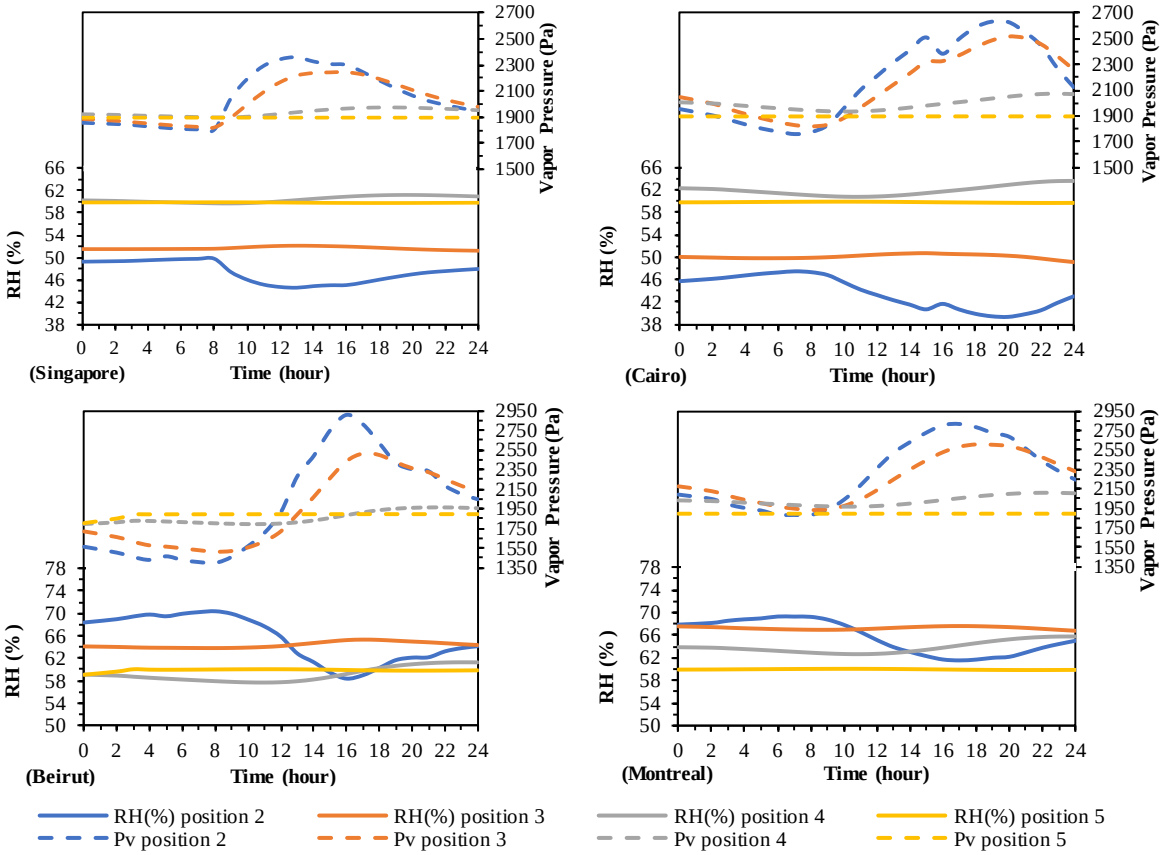


Figure 4: RH and Pv variations during the hottest day under different climatic conditions.

The outcomes show that the differing boundary conditions between climatic regions, and the restricted outward vapor diffusion, lead to distinct relative humidity and vapor pressure profiles in each case. Consequently, the materials constituting the wall exhibit particular hygrothermal behaviors. This phenomenon results in variable effective thermal properties, as both thermal conductivity and volumetric heat capacity are moisture-dependent. Furthermore, it results in varying magnitudes of latent heat exchanges associated with adsorption/desorption processes governed by case-dependent vapor pressure gradient. Accordingly, the observed variability cannot be solely attributed to thermal inertia, but also associated to coupled heat-moisture effects.

4. CONCLUSION

This work highlights the strong sensitivity of the time lag and decrement factor of a retrofitted steel envelope incorporating bio-based materials to different boundary conditions and hygrothermal patterns. Therefore, the dynamic thermal parameters should not be considered as intrinsic constants but rather as climate-sensitive performance indicators, especially for this type of structures. To understand and quantify the contribution of variations in material properties and latent heat exchange induced by moisture, a systematic parametric evaluation isolating each mechanism should be conducted. Furthermore, temperature profiles should be plotted together with the RH and Pv profiles to capture the influence of these parameters. The proposed prospective study will enable the theoretical understanding and computation of the linked impact, as well as, the optimization of energy efficiency, hygrothermal comfort, and retrofitting strategies adapted to climate and occupancy.

5. REFERENCES

Asan, H. 2006. "Numerical Computation of Time Lags and Decrement Factors for Different Building Materials." *Building and Environment* 41 (5): 615–20. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2005.02.020.

Barbero-Barrera, María del Mar, Ricardo Tendero-Caballero, and María García de Viedma-Santoro. 2024. "Impact of Solar Shading on Façades' Surface Temperatures under Summer and Winter Conditions by IR Thermography." *Architecture* 4 (2): 221–46. https://doi.org/10.3390/architecture4020014.

Belarbi, Yassine Elias, Philippe Poullain, Ines Othmen, Nabil Issaadi, Stéphanie Bonnet, and Nordine Leklou. 2025. "Experimental Evaluation of the Time Lag and Decrement Factor of a Raw Earth Wall for Various Climates: Comparison of Different Methods." *Journal of Building Engineering* 113 (November): 113996. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2025.113996.

Caruso, Luca, Vincent Buhagiar, Greta Caruana Smith, Marco Larcher, Spiridione Buhagiar, and Dario Bottino Leone. 2025. "Hygrothermal Performance of an Innovative Resource Efficient Composite Masonry Unit with Embedded Biobased Insulation." *Energy and Buildings* 344 (October): 116015. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.116015.

Dujardin, Nicolas, Vincent Feuillet, Hamza Allam, et al. 2024. "From Biobased & Geosourced Materials to Building Hygrothermal Transfers: A Review of Modeling, Simulation and Experiment." *Journal of Building Engineering* 98 (December): 110979. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2024.110979.

French Ministry of Ecological Transition. 2025. "Publication of the 3rd National Low-Carbon Strategy." December 19. https://www.vie-publique.fr/en-bref/301431-publication-de-la-3e-strategie-nationale-bas-carbone.

International Organization for Standardization. 2017. *ISO 13786: Thermal Performance of Building Components — Dynamic Thermal Characteristics — Calculation Methods*. ISO 13786. International Organization for Standardization.

Künzel, HARTWIG M., and KURT Kiessl. 1996. "Calculation of Heat and Moisture Transfer in Exposed Building Components." *International Journal of Heat and Mass Transfer* 40 (1): 159–67. https://doi.org/10.1016/S0017-9310(96)00084-1.

Moffiet, Trevor, Dariusz Alterman, Stuart Hands, Kim Colyvas, Adrian Page, and Behdad Moghtaderi. 2015. "A Statistical Study on the Combined Effects of Wall Thermal Mass and Thermal

Resistance on Internal Air Temperatures." *Journal of Building Physics* 38 (5): 419–43. https://doi.org/10.1177/1744259113516248.

Peel, Murray, Brian Finlayson, and Thomas Mcmahon. 2007. "Updated World Map of the Koppen-Geiger Climate Classification." *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 4 (October). https://doi.org/10.5194/hess-11-1633-2007.

Tlaiji, Ghadie, Fabienne Pennec, Salah Ouldboukhitine, Mohamad Ibrahim, and Pascal Biwole. 2022. "Hygrothermal Performance of Multilayer Straw Walls in Different Climates." *Construction and Building Materials* 326 (April): 126873. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2022.126873.

Ye, Zifeng, Li Li, Weilong Cao, et al. 2025. "Hygrothermal Response Capacity Prediction of Traditional Buildings in Hot-Humid Regions of China under Future Climate Change." *Journal of Building Engineering* 107 (August): 112733. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2025.112733.

Mesure de la performance globale du rafraichissement hybride en site occupé : application sur un bâtiment de bureaux en France

Simon Bal-Fontaine*[1,2], Arnaud Jay[2], Simon Rouchier[1]

[1] Université Savoie Mont-Blanc, CNRS, LOCIE, 73000 Chambéry, France
[2] Université Grenoble Alpes, CEA LITEN, INES, Le Bourget du Lac, France
***simon.bal-fontaine@univ-smb.fr**

RESUME. Cet article a pour but de caractériser la performance globale de la ventilation naturelle couplée à des brasseurs d'air (rafraîchissement hybride) dans un bâtiment de bureaux occupé. Nous avons ainsi quantifié le potentiel climatique, le potentiel du bâtiment et son efficacité. De plus, le calcul de la Standard Effective Temperature (SET) d'un bureau a permis d'avoir une grandeur plus représentative du confort ressenti par les occupants. Enfin, nous avons étudié l'impact des incertitudes de certains paramètres de la SET sur sa répartition et sur les Degrés-Heure associés (DH_SET). Nous avons constaté qu'une utilisation optimale du bâtiment permettrait d'exploiter une grande partie de son potentiel climatique, mais que l'utilisation réelle du bureau étudié n'en exploite qu'une faible partie. Cependant, l'inconfort thermique de ce même bureau est resté très limité durant l'été 2024 alors que les brasseurs d'air ont été assez peu utilisés. Enfin, il apparait important d'avoir une mesure précise de l'habillement des occupants ainsi que d'une mesure, au moins ponctuelle, de la température radiante.

MOTS-CLÉS : Standard Effective Temperature ; ventilation naturelle ; brasseurs d'air

ABSTRACT. This article aims to characterise the global performance of natural ventilation combined with fans (hybrid cooling) in an occupied office building. To do that, we quantified the climate potential, the building's potential, and his efficiency. Furthermore, calculating the Standard Effective Temperature (SET) of an office provides a more representative measure of the occupants' thermal comfort. Finally, we investigated the impact of uncertainties in certain SET parameters on its distribution and the associated Degree-Hours (DH_SET). Our findings suggest that optimal use of the building could exploit a significant portion of its climatic potential, though the studied office exploits only a small fraction of this potential. Nevertheless, thermal discomfort in the same office was minimal during the summer of 2024, despite the fans being used relatively infrequently. It seems also important to take accurate measurements of the occupants' clothing, and at least an ad hoc measurement of the radiant temperature.

KEYWORDS : Standard Effective Temperature ; natural ventilation ; fans

1. INTRODUCTION

Selon l'Agence Internationale de l'Energie (IEA), la consommation liée au refroidissement des bâtiments va fortement augmenter durant les prochaines décennies. Cela provient notamment de l'augmentation du nombre et de l'intensité des vagues de chaleurs, conséquences du dérèglement climatique. L'utilisation de la ventilation naturelle couplée à des brasseurs d'airs (rafraichissement hybride) est une réponse à ces problématiques mais il est difficile à quantifier sa performance en raison à la variabilité et du nombre de ses paramètres influents. Certaines études utilisent par exemple des modèles numériques très complexes mais qui nécessitent beaucoup de temps de calcul et de fortes hypothèses de modélisation (Albuquerque *et al.*, 2020). La mesure de la performance dans des bâtiments occupés peut permettre de valider ces hypothèses (Sakiyama *et al.*, 2021), voire d'éviter l'usage de tels modèles. La mesure des débits d'air est souvent privilégiée pour quantifier la performance de la

ventilation naturelle dans des bâtiments réels (Erhart *et al.*, 2015), malgré la complexité de sa mise en œuvre. De même, le recours à des questionnaires pour évaluer le confort thermique (Takasu *et al.*, 2017) ne suffit pas car ils sont difficiles à généraliser et à analyser. Le problème étant également que ces mesures ne peuvent être que ponctuelles et nécessitent une instrumentation lourde et intrusive. C'est pourquoi d'autres études se focalisent plutôt sur la quantification du confort thermique via l'utilisation de la Standard Effective Temperature (SET) comme index de confort (De Vecchi *et al.*, 2017).

Dans cet article, nous avons repris la méthodologie proposée par (Bal-Fontaine, Jay et Rouchier, 2025) pour l'appliquer à un bâtiment occupé. De plus, nous avons calculé la SET dans un bureau choisi afin de prendre en compte l'apport des brasseurs d'air de manière dynamique. L'objectif est aussi de comprendre l'impact des incertitudes de certains paramètres d'entrée de la SET sur la performance finale du rafraîchissement hybride. Pour cela, nous avons testé trois valeurs pour l'habillement, la vitesse des brasseurs d'air, et la température radiante, puis comparé leurs impacts sur la répartition de la SET et sur les Degrés-Heure associés (DH_SET).

2. DEFINITION DE LA PERFORMANCE DE LA VENTILATION NATURELLE

2.1. DESCRIPTION DE LA PERFORMANCE GLOBALE

La performance de la ventilation naturelle dépendant de nombreux paramètres, il est nécessaire de la quantifier en prenant en compte ses différents aspects. Pour cela, nous reprenons la méthodologie proposée par (Bal-Fontaine, Jay et Rouchier, 2025) sur la Figure 1. Elle se focalise sur la performance de la ventilation naturelle en tant que moyen de rafraîchissement, et non comme moyen de renouvellement d'air extérieur. Elle se base sur trois idées que nous allons utiliser dans cet article :

- Le potentiel climatique, qui se rapproche le plus de la performance optimale de la ventilation naturelle dans un lieu et un climat donné, sans prendre en compte de bâtiment en particulier
- Le potentiel du bâtiment, qui correspond à la performance idéale de la ventilation naturelle dans un bâtiment et un climat donné
- L'efficacité du bâtiment, qui correspond à la performance réelle d'un bâtiment spécifique dans un lieu donné, en tenant compte des contraintes du bâtiment (intrusion, bruit, etc.) et du comportement des occupants (gestion des gains internes et solaires, et des ouvertures)

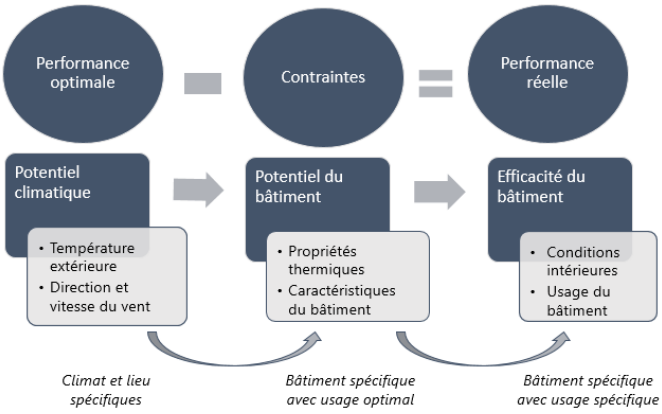


Figure 1 : Schéma de la méthodologie de la performance de la ventilation naturelle

2.2. INDICATEURS UTILISES POUR LE CALCUL DE LA PERFORMANCE

Dans cette étude, plusieurs indicateurs de performance (KPI) sont calculés afin de quantifier le potentiel climatique, le potentiel du bâtiment et son efficacité. Nous avons choisi d'utiliser la SET pour avoir une grandeur représentative du confort ressenti qui peut être facilement utilisée via les différents KPI. Cette température équivalente est en effet basée sur un modèle physiologique simplifié (Gagge, Stolwijk et Nishi, 1971) qui prend en compte les températures d'air et radiante, l'habillement, l'activité métabolique, l'humidité et la vitesse d'air. Nous pouvons ainsi mieux prendre en compte la vitesse d'air de la ventilation naturelle et des brasseurs d'airs lors de la quantification du confort thermique. De plus, nous utilisons ici le modèle de confort adaptatif puisque le bâtiment étudié se trouve dans des conditions non contrôlées en été. Ce modèle a été mis à jour par (Parkinson, de Dear et Brager, 2020) à partir de données plus récentes du monde entier. Il permet d'exprimer les seuils de confort en fonction de la température extérieure moyenne glissante, pour la température d'air intérieure ($T_{adaptative}$) et la SET ($SET_{confort}$). Le tableau 1 détaille le calcul de tous les KPI utilisés par la suite.

Nom du KPI [unité]	Type de KPI	Equations
Climatic Cooling Potential (CCP) [°C.h] (Artmann, Manz et Heiselberg, 2007)	Potentiel climatique	$CCP = \sum m * (T_{adaptative} - T_{ext})$ $avec\ m = 1\ if T_{ext} < T_{adaptative}$
	Potentiel du bâtiment	$CCP = \sum m * (T_{int} - T_{ext})$ $avec\ m = 1\ if T_{ext} < T_{int}$
Degrés-Heure (DH) [°C.h]	Efficacité du bâtiment	$DH_SET = \sum \Delta t * (SET - SET_{confort})$ $avec\ \Delta t = 1\ heure$

Tableau 1 : Détails des KPI utilisés – avec leur équations et leur objectif

3. CAS D'ETUDE AVEC UN BATIMENT DE BUREAUX OCCUPE

3.1. DESCRIPTION DU BATIMENT ET DE L'INSTRUMENTATION UTILISEE

Le bâtiment choisi est un bâtiment de bureau situé au Bourget-du-Lac, en France. Pour plus de détails concernant le bâtiment, la conception pour la ventilation naturelle, et les différentes instrumentations mises en place, nous avons déjà écrit un article (Bal-Fontaine *et al.*, 2025). Voici cependant les capteurs utilisés dans cette étude et les données mesurées que leur sont associées :

- Capteurs de feuillure pour l'état des ouvrants
- Prises de courants connectées pour l'état et le niveau de vitesse des brasseurs d'air
- Capteurs de la gestion technique du bâtiment (GTB) pour la température d'air, l'humidité et l'état des ouvrants (uniquement pour le bureau 3105)
- Sonde de température d'air utilisée pour les votes de confort (données uniquement lorsque le PC de l'occupant est allumé)
- Capteurs du mât météo proche du bâtiment pour les conditions extérieures

Le bureau 3105 n'ayant pas de capteurs permettant de connaître l'occupation de manière continue, l'occupation est considérée comme fixe du lundi au vendredi, de 7 h à 18 h. Cela correspond à une occupation standard et permet d'avoir les résultats de confort thermique du bâtiment de manière globale.

3.2. HYPOTHESES DE CALCULS DES PARAMETRES D'ENTREE DE LA SET

Le calcul de la SET dans un bâtiment occupé à partir d'une instrumentation peu intrusive nécessite de faire de nombreuses hypothèses sur certains paramètres d'entrée de la SET :

- Humidité relative : considérée comme égale entre les bureaux (donc égale à celle du bureau 3105), car les portes des bureaux donnant sur le couloir central sont presque toujours ouvertes.
- Température radiante : considérée ici comme étant supérieure de 1 °C à la température d'air (Dawe *et al.*, 2020) puisque le bâtiment a une forte inertie thermique interne, de bonnes menuiseries et des protections solaires.
- Habillement : considéré comme égal à un habillement typique d'été (pantalon léger et t-shirt) au vu des observations et des données du questionnaire, ce qui correspond à une valeur de 0,5 clo.
- Activité métabolique : choisie comme étant une activité de type « dactylographie », avec une valeur de 1,1 MET.
- Vitesse d'air : estimée en fonction de l'état de la ventilation naturelle et des brasseurs d'air, avec priorité aux brasseurs d'air si les deux sont activés.

La vitesse d'air générée par les brasseurs d'air n'est pas connue précisément puisqu'elle dépend de l'emplacement précis de l'appareil par rapport à chaque occupant. Nous estimons toutefois leur niveau de vitesse à partir de la puissance mesurée par les prises connectées. Nous avons choisi des valeurs à partir d'autres études sur des brasseurs similaires (Gao *et al.*, 2017) , soit 0,5, 1,5 et 2 m/s pour les trois régimes de vitesse de ces brasseurs. La vitesse d'air engendrée par la ventilation naturelle dépend à la fois du débit d'air entrant et de la position de l'occupant dans le bureau. Cette dernière n'étant pas connue, nous avons fait le choix de considérer que la personne se trouvait dans le flux d'air majoritaire. La vitesse d'air dépend donc de la configuration du bâtiment selon l'état des ouvertures du bureau et du bâtiment. Des mesures de débit d'air avaient été réalisées précédemment pour différentes configurations dans l'un des bureaux. Pour obtenir la vitesse d'air à partir du débit d'air, nous avons choisi une méthode simplifiée : nous avons divisé le débit d'air par la section dans laquelle l'air s'écoule majoritairement, c'est-à-dire la section de la porte du bureau pour les configurations de ventilation naturelle traversante, et la section du bureau parallèle aux fenêtres pour les autres configurations.

4. RESULTATS ET DISCUSSION

Nous allons traiter ici uniquement les données obtenues du 15 Juin au 15 Septembre 2024 en se focalisant sur le bureau 3105 puisqu'il possède le plus de données exploitables.

4.1. UTILISATION DU POTENTIEL CLIMATIQUE PAR LE BATIMENT ET LES OCCUPANTS

Pour calculer le potentiel climatique et le potentiel du bâtiment, nous avons utilisé l'indicateur CCP afin de calculer les degrés-heures de rafraîchissement basés respectivement sur l'écart entre la $T_{adaptative}$ et la température extérieure, et entre la température d'air intérieure et la température extérieure. Le potentiel climatique ne prend donc pas en compte le bâtiment, tandis que le potentiel du bâtiment considère un usage idéal qui profiterait entièrement du rafraîchissement via la ventilation naturelle. La Figure 2 compare ces deux potentiels ainsi que la part du potentiel de ventilation naturelle utilisé et non utilisé durant la période. A noter que nous considérons ici un potentiel dès que la température extérieure est inférieure à la température intérieure. Le potentiel non utilisé correspond ainsi aux heures où il y a un potentiel mais que la ventilation naturelle dans le bureau 3105 n'était pas activée (aucune ouverture extérieure ouverte).

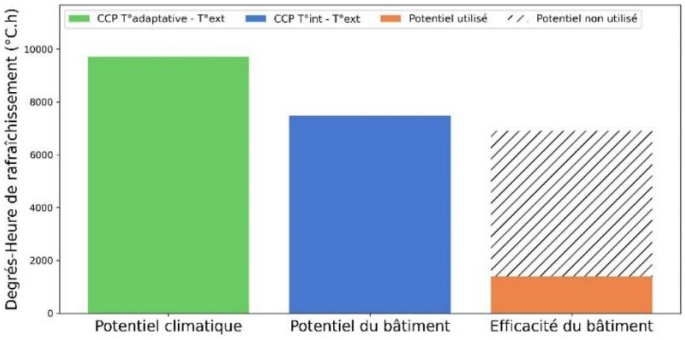


Figure 2 : Performance globale de la ventilation naturelle du bureau 3105

On observe sur la Figure 2 que le bâtiment (en bleu) utilise une grande partie du potentiel climatique (en vert). En revanche, le potentiel réellement utilisé (en orange) est bien plus faible que le potentiel du bâtiment, qui correspond au potentiel maximal utilisable par les occupants. On constate également que le potentiel non utilisé ne correspond pas entièrement à l'écart avec le potentiel du bâtiment. Cela s'explique par le fait que nous n'avions pas d'informations sur l'état des ouvrants à certaines heures, donc le potentiel était inconnu. On voit ainsi que ce bureau n'utilise pas tout son potentiel mais que cela ne suffit pas pour conclure sur sa performance globale. En effet, il faut également caractériser les conditions intérieures afin de quantifier le confort thermique dans ce bureau.

4.2. CONDITIONS INTERIEURES OBTENUES

La Figure 3 montre respectivement de gauche à droite la répartition de la température extérieure sur l'ensemble de la période et en occupation seulement, de la température d'air intérieure et de la SET, et de la vitesse d'air pour le bureau 3105, uniquement en occupation pour ces deux derniers graphiques. On constate que la température extérieure dépasse les 30 °C environ 230 h sur toute la période (en bleu) et environ 130 heures en occupation (en orange). Pour la température d'air (en bleu) et la SET (en orange), on remarque qu'elles ne dépassent pas les 31 °C au maximum, et qu'il y a environ 215 h où la température d'air est supérieure à 26 °C mais seulement 150 h pour la SET. Enfin, les vitesses d'air dans ce bureau ne sont réparties que selon trois valeurs, qui correspondent respectivement de gauche à droite aux vitesses d'air de la ventilation naturelle avec la configuration mono-façade (ventelle et fenêtre ouvertes), de la ventilation naturelle avec la configuration traversante, et des brasseurs d'air en vitesse n°2. On voit donc que les brasseurs d'air sont peu utilisés, et jamais à leur vitesse maximale.

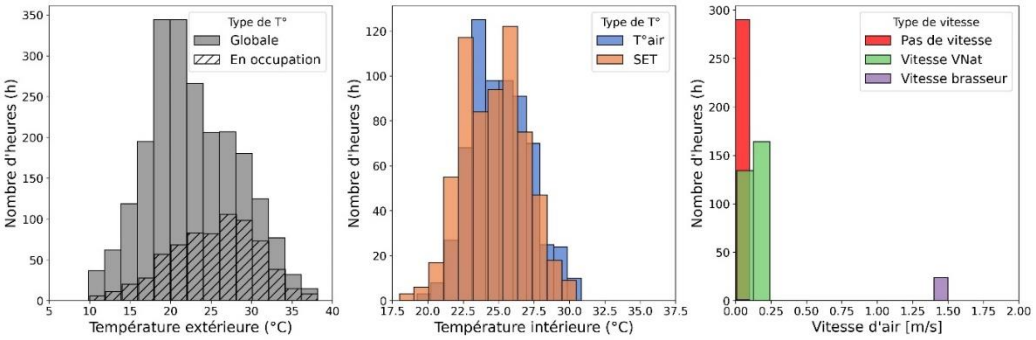


Figure 3 : Distributions de la T°ext, de la T°int, de la SET, et de la vitesse d'air du bureau 3105

La Figure 4 montre les valeurs de la SET du bureau 3105 en occupation selon la température extérieure ainsi que les intervalles de sensations thermiques associés à des valeurs de SET définis dans (Parsons,

2020). On observe qu'il y a très peu d'heures où la sensation thermique serait chaude, c'est-à-dire correspondant à un état physiologique de sudation. Globalement, on voit que plus la température extérieure est élevée, et plus la SET est élevée. Cependant, ce n'est pas le cas lorsque les températures extérieures sont les plus élevées, ce qui correspond aux heures d'activation des brasseurs d'air (points en orange). On voit donc que les brasseurs d'air sont activés lorsque la température extérieure est la plus élevée, ce qui permet d'avoir des conditions intérieures qui restent confortables.

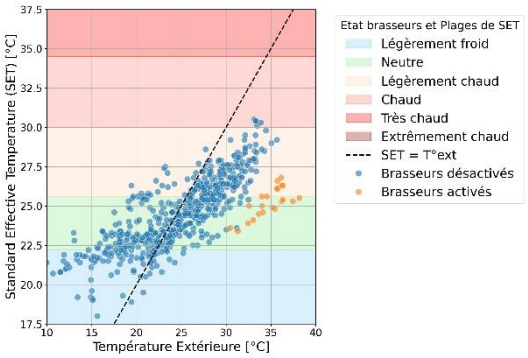


Figure 4 : SET du bureau 3105 selon la T°ext – avec l'état des brasseurs d'air et les plages de SET

4.3. IMPACTS DES INCERTITUDES DES PARAMETRES D'ENTREE DE LA SET

Le calcul de la SET a été fait à partir de données réelles issues d'une instrumentation peu intrusive. Cela implique toutefois de faire de nombreuses hypothèses concernant certaines données non mesurées ou peu fiables. Il est donc important de quantifier l'impact de certaines hypothèses sur la SET – donc le confort thermique – de certaines hypothèses et de comprendre s'il est indispensable d'avoir les mesures précises de tous ces paramètres. Le Tableau 2 détaille les paramètres modifiés et les valeurs de chaque variante. La variante « Base » correspond aux valeurs par défaut que nous avions pour les parties précédentes. Les variantes « Pessimiste » et « Optimiste » représentent dans les deux cas, des valeurs réalistes mais extrêmes dans notre cas d'étude. A noter que nous avons appliqué indépendamment les variations de chacun des paramètres, afin de mieux quantifier l'impact de chaque changement.

	Nom de la variante		
Paramètre modifié [unité]	« Pessimiste »	« Base »	« Optimiste »
Habillement (clothing) [clo]	0.61	0.5	0.36
Vitesse d'air des brasseurs d'air (Vitesse n°1-2-3) [m/sec]	(0,25 – 0,75 – 1)	(0,5 – 1,5– 2)	(1– 2 – 3)
Température radiante [°C]	$= T_{air} + 2\,°C$	$= T_{air} + 1\,°C$	$= T_{air}$

Tableau 2 : Détails des variations des paramètres modifiés selon les variantes

La Figure 5 montre la répartition des différentes plages de la SET du bureau 3105, selon les trois paramètres modifiés et les trois variantes pour chacun d'entre eux. On observe que la répartition de la SET de la variante « Base » (barre du milieu) – égale selon les trois paramètres – comporte en grande majorité une SET dans les plages « Neutre » ou « Légèrement chaud » avec davantage de valeurs dans la plage « Légèrement froid » que dans la plage « Chaud ». Pour les trois paramètres, la variante « Pessimiste » (barre de gauche) augmente les valeurs de SET (plus de valeur dans les plages rouge et

orange) et la variante « Optimiste » (barre de droite) les diminue (plus de valeurs dans les plages verte et bleue). On voit que pour le paramètre « clothing », l'impact sur les plages de SET de la variante « Optimiste » est plus important que celle de la variante « Pessimiste », de l'ordre d'une augmentation de 20% pour les plages de SET les plus faibles (en vert et bleu). En revanche, l'impact du paramètre « vitesse brasseur » est beaucoup plus limité, dû au faible nombre d'heures où ces derniers sont activés. Enfin, la répartition des plages de SET suite aux variations de la température radiante a évolué de moins de 10% selon les variantes. L'impact de ce paramètre est à nuancer car nous avons considéré son écart avec la température d'air constant alors qu'il serait plutôt variable selon l'heure de la journée.

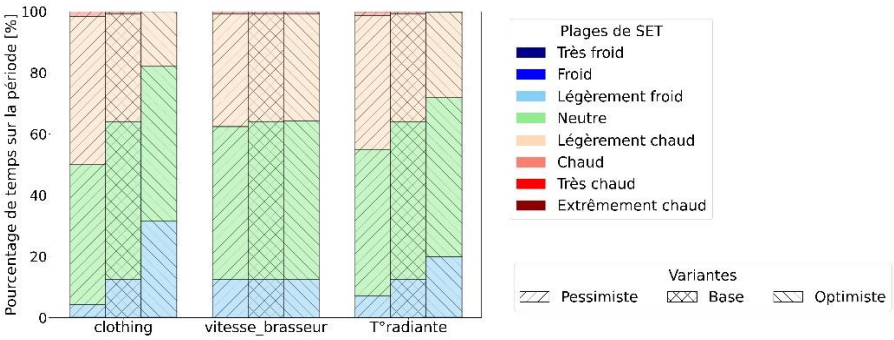


Figure 5 : Plages de la SET du bureau 3105 selon les variantes et les paramètres modifiés

La Figure 6 montre également l'impact des trois variantes pour les trois paramètres modifiés sur les DH_SET, calculés comme décrit sur le Tableau 1. On observe que l'inconfort dans le cas initial (variante « Base ») est plutôt faible, avec un DH_SET d'environ 120 °C.h sur les 2209 h sur la période, dont 693 h occupées. L'impact du paramètre « clothing » est aussi important, avec une forte variation de DH_SET lors de la variante « Pessimiste » puisque cela a fait doubler le nombre de DH_SET. Au contraire, un habillement bien adapté à la chaleur (variante « Optimiste ») permet presque d'éviter l'inconfort durant la période. Le paramètre « vitesse brasseur » a encore une faible influence sur le nombre de DH_SET. Enfin, la température radiante a un impact plutôt important sur les DH_SET avec une augmentation de 80 °C.h avec la variante « Pessimiste » et une diminution de 50 °C.h avec la variante « Optimiste ».

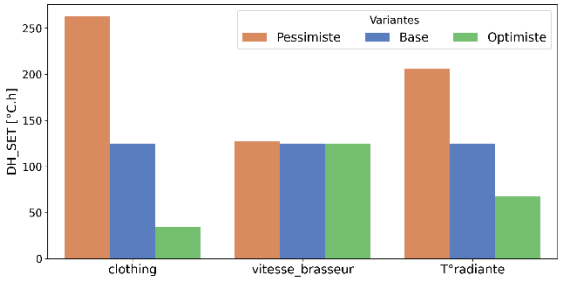


Figure 6 : DH_SET du bureau 3105 selon les variantes et les paramètres modifiés

5. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons montré l'importance d'aborder la performance du rafraîchissement hybride selon différents aspects. En effet, ce bureau utilise une faible proportion du potentiel du bâtiment alors qu'avec un usage idéal, le potentiel du bâtiment serait assez proche du potentiel climatique. Cela n'empêche pas un inconfort thermique plutôt limité, ce qui peut s'expliquer par le fait que la conception du bâtiment soit bien adaptée et que les occupants étant en partie experts dans le domaine. Nous avons également illustré comment calculer la SET à partir d'une instrumentation peu intrusive et nous avons

quantifié l'impact des incertitudes de certains paramètres d'entrée de la SET sur la répartition de la SET et les DH_SET associés. Ainsi, il apparaît nécessaire de disposer d'une valeur précise de l'habillement, tandis que la vitesse d'air ressentie par les brasseurs d'air peut être soumise à une certaine incertitude. Il serait aussi parfois utile de faire des mesures ponctuelles pour d'affiner certaines données comme la température radiante et la vitesse d'air ressentie par les occupants.

Le cas d'étude choisi a permis d'illustrer comment utiliser notre méthodologie de la performance de la ventilation naturelle sur un bâtiment occupé. Cependant, il n'est pas forcément représentatif du parc de bâtiments de bureaux existants en France puisqu'il est conçu pour optimiser la ventilation naturelle. De même, nous avions des données sur l'état des ouvrant et des brasseurs d'air, ce qui n'est pas forcément courant. Enfin, il serait intéressant de comparer les résultats de confort obtenu à partir de ces mesures à ceux récoltés par le questionnaire de confort de (Bal-Fontaine *et al.*, 2025). Cela permettrait en même temps de voir si l'utilisation du modèle de confort adaptatif ainsi que la SET sont adaptées, ou si la température d'air et un seuil de température de confort fixe suffisent pour quantifier l'inconfort.

6. REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé dans le cadre et avec le soutien financier du projet COOLDOWN (subvention ANR-22-CE22-0014) et du soutien de la Solar Academy Graduate School, (subvention ANR-18-EURE-0016).

7. BIBLIOGRAPHIE

Albuquerque, D.P. *et al.* (2020) « Full-scale measurement and validated simulation of cooling load reduction due to nighttime natural ventilation of a large atrium », *Energy and Buildings*. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110233.

Artmann, N., Manz, H. et Heiselberg, P. (2007) « Climatic potential for passive cooling of buildings by night-time ventilation in Europe », *Applied Energy*. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2006.05.004.

Bal-Fontaine, S. *et al.* (2025) « In-situ data of occupant behavior and thermal comfort in 11 offices in a naturally ventilated building during 6 summers », *Data in Brief*. https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.111722.

Bal-Fontaine, S., Jay, A. et Rouchier, S. (2025) « Performance of natural ventilation in office buildings: impact of climate, building properties and building use », *Journal of Physics: Conference Series*. https://doi.org/10.1088/1742-6596/3140/2/022013.

Dawe, M. *et al.* (2020) « Comparison of mean radiant and air temperatures in mechanically-conditioned commercial buildings from over 200,000 field and laboratory measurements », *Energy and Buildings*. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109582.

De Vecchi, R. *et al.* (2017) « Thermal comfort in office buildings: Findings from a field study in mixed-mode and fully-air conditioning environments under humid subtropical conditions », *Building and Environment*. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.07.029.

Erhart, T. *et al.* (2015) « Experimental Validation of Basic Natural Ventilation Air Flow Calculations for different Flow Path and Window Configurations », *Energy Procedia*. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.11.644.

Gagge, A.P., Stolwijk, J.A.J. et Nishi, Y. (1971) « An Effective Temperature Scale Based on a Simple Model of Human Physiological Regulatiry Response ». http://hdl.handle.net/2115/37901.

Gao, Y. *et al.* (2017) « Ceiling fan air speeds around desks and office partitions », *Building and Environment*. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.08.029.

Parkinson, T., de Dear, R. et Brager, G. (2020) « Nudging the adaptive thermal comfort model », *Energy and Buildings*. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109559.

Parsons, K.C. (2020) *Human thermal comfort*. Boca Raton, London, New York: CRC Press/Taylor & Francis Group.

Sakiyama, N.R.M. *et al.* (2021) « Natural ventilation potential from weather analyses and building simulation », *Energy and Buildings*. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110596.

Takasu, M. *et al.* (2017) « Study on adaptive thermal comfort in Japanese offices under various operation modes », *Building and Environment*. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.02.023.

Comparaison de profils de référence pour évaluer la flexibilité énergétique de bâtiments universitaires

Cyprien Beaudet[*1,2], Jérôme Le Dréau[2], Pascale Brassier[1], Christian Inard[2]

[1] NOBATEK – 67 rue de Mirambeau, 64 600 Anglet, France
[2] LaSIE UMR CNRS 7356, La Rochelle Université, 17 000 La Rochelle, France
***cbeaudet@nobatek.com**

RESUME. Avec l'essor des énergies renouvelables intermittentes et l'électrification des usages, le développement de la flexibilité de la demande d'énergie devient crucial pour maintenir l'équilibre des réseaux électriques. Dans ce contexte, les bâtiments tertiaires constituent des leviers d'action particulièrement pertinents, notamment grâce à l'agrégation de plusieurs bâtiments et au déploiement de stratégies à l'échelle d'un parc immobilier. Cet article analyse expérimentalement la flexibilité électrique de quatre bâtiments de La Rochelle Université via l'effacement ponctuel de leur consommation de chauffage. Plusieurs modèles de profils de consommation d'énergie de référence (baseline) ont été développés puis comparés afin d'évaluer leur justesse et leur précision. Les profils de référence produits permettent de caractériser le potentiel d'effacement des bâtiments via la définition de plusieurs indicateurs. Les résultats indiquent que le modèle « 10 days average » est le plus adapté au cas étudié. Les potentiels d'effacement quantifiés varient en moyenne de 27,2 à 82,8 kW selon les bâtiments.

MOTS-CLÉS : flexibilité électrique, expérimentations, baseline

ABSTRACT. With the rise of variable renewable energy and the widespread electrification of uses, developing demand flexibility is becoming crucial to maintaining the balance of electricity grids. In this context, commercial buildings are particularly relevant levers for action, notably through the aggregation of several buildings and the deployment of strategies at the building stock level. This article uses an experimental approach to analyze the electrical flexibility of four buildings from La Rochelle University through the temporary shaving of the heating consumption. Several baseline models were developed and then compared in order to evaluate their performance (accuracy and precision). The baselines produced enable us to characterize the load shaving potential of buildings using several indicators. The results show that, in general, the 10-day average model seems to be the most suitable for our case study. The quantified shaved load potential varies on average from 27.2 to 82.8 kW depending on the building.

KEYWORDS: electrical flexibility, experiments, baseline

1. INTRODUCTION

En 2024, la révision de la directive européenne sur les énergies renouvelables a fixé un objectif ambitieux : porter à 42,5 % la part des énergies renouvelables dans la consommation énergétique globale de l'Europe d'ici 2030 (Union Européenne 2024.). Cette évolution s'inscrit dans un contexte marqué par la montée en puissance des sources d'énergie intermittentes, telles que le photovoltaïque et l'éolien, ainsi que par une électrification massive des usages. Ces transformations fragilisent l'équilibre du réseau électrique, historiquement maintenu par une production s'adaptant en permanence à la demande. Aujourd'hui, il devient indispensable de développer la flexibilité de la demande afin que la consommation d'électricité puisse s'ajuster aux variations de production (RTE 2024). Les bâtiments, qui représentent 40 % de la consommation finale totale d'énergie en Europe, sont des leviers importants pour répondre à cette exigence grâce à leur capacité à pouvoir moduler leurs consommations. Cet article

traite uniquement de la flexibilité énergétique de bâtiments tertiaires, caractérisée par des stratégies de décalage ou d'effacement de la consommation d'énergie. Toutefois, le déploiement de ces pratiques se heurte à de nombreux obstacles, d'ordre technique, organisationnel et social (Ahmed et al. 2025). Une manière d'appréhender ces verrous réside dans le déploiement d'une approche expérimentale car elle permet d'évaluer la faisabilité opérationnelle des actions de flexibilité dans des conditions réelles, mais aussi d'en quantifier le potentiel. Cette quantification est essentielle, tant pour les gestionnaires de réseau que pour les exploitants des bâtiments, notamment dans la perspective d'une participation à des mécanismes de flexibilité via des agrégateurs. Ces approches expérimentales sont encore peu traitées dans la littérature. L'un des principaux enjeux réside dans l'élaboration de profils de consommation de référence (*baseline*) fiable pour le contrôle du réalisé et l'évaluation des gains générés. Plus cette *baseline* est fiable plus l'estimation de la puissance effectivement délestée est juste, garantissant ainsi une rémunération équitable du consommateur. Différentes approches existent pour établir ce profil de référence. Les approches dite « boîte blanche », reposant sur des outils de simulation tels que EnergyPlus, Modelica ou TRNSYS ont largement été étudiés (Ahmed et al. 2025). Cependant, ces méthodes sont exigeantes en temps et en données d'entrée, ce qui limite leur adoption par les gestionnaires de réseau. A l'inverse, les approches basées sur les données mesurées sont plus couramment utilisées. Elles incluent les modèles moyennants (HighXofY, MidXofY, LowXofY, méthode du rectangle, …), beaucoup utilisés par les gestionnaires de réseaux, les modèles régressifs (AR, ARX, ARIMA, …), les modèles de machine learning (réseaux de neurones, SVM, …), l'interpolation linéaire ou encore la comparaison avec un bâtiment témoin. Lei et al. (Lei et al. 2021) ont évalué et comparé la précision de différents modèles moyennant et de l'interpolation sur des données expérimentales afin de caractériser des évènements de flexibilité. Leurs résultats montrent qu'avec un ajustement additif (Gabaldón et al. 2021) les méthodes moyennantes fonctionnent bien pour établir une baseline. Néanmoins, leurs performances ne sont pas constantes dans tous les cas et l'interpolation linéaire simple offre en moyenne les meilleures performances. Poulin et al. (Poulin et al. 2022), en prenant également en compte des modèles régressifs dans leur étude, tirent les mêmes conclusions quant aux performances des modèles moyennant avec ajustement. Néanmoins, un aspect reste souvent insuffisamment pris en compte. Il s'agit de l'effet rebond susceptible de survenir après un effacement de consommation, notamment pour les usages de chauffage et l'interpolation ne permet pas sa caractérisation. L'omission de cet effet peut conduire à une surestimation du gain réel lié à la flexibilité. Ainsi, cet article vise à comparer différentes méthodes de *baseline* afin de quantifier expérimentalement la flexibilité électrique de bâtiments tertiaires à travers des effacements de chauffage, en intégrant explicitement les effets rebond dans le processus de caractérisation.

2. CARACTERISATION DES EFFACEMENTS

2.1. PROTOCOLE EXPERIMENTAL

Une campagne expérimentale a été menée durant l'hiver 2024/2025 sur 4 bâtiments de La Rochelle Université décrits dans le Tableau 1. L'expérimentation a consisté à arrêter le chauffage de ces bâtiments pour une durée allant de 30 minutes à 1 heures et 30 minutes lors des jours PP1/PP2, définis par RTE comme des journées de tension et de forte consommation pour le réseau. Au total, ce sont 16 coupures qui ont été réalisées sur l'ensemble de la saison de chauffe majoritairement à 10h afin de coïncider avec les heures de pointe du réseau. Le pilotage du chauffage a été effectué via la GTB de l'université et les expérimentations ont été menées conjointement avec le service exploitation et maintenance de la

Direction du patrimoine de l'université. Les données de consommation et d'ambiance collectées ont ensuite été exploitées afin de caractériser ces effacements.

Nom du bâtiment	Année de construction	Surface utile [m²]	Usage	Chauffage
LLASH	1996	7283	Enseignement et bureaux	Chaudière gaz
PST	1993	18 322	Recherche, enseignement et bureaux	Chaudière gaz
IUT	1970	17 938	Enseignement et bureaux	Chaudière gaz
Technoforum	1975-2002	2919	Bureaux	PAC + chaudière gaz

Tableau 1: Caractéristiques des bâtiments expérimentaux

Bien que le chauffage de l'université soit assuré majoritairement par des chaudières au gaz, les réponses thermiques des bâtiments restent pertinentes à étudier. Par ailleurs, les données de consommations de gaz ont été converties en consommations électriques à l'aide des rendements des chaudières et grâce à un modèle simplifié de COP basé sur la méthode pivot de la norme EN 15316-4-2. La PAC modélisée présente un COP nominal (7/35°C) de 4,25. À partir de cette valeur, des coefficients de pondération issus de la norme sont appliqués, en supposant une température de départ d'eau constante de 55°C, afin de déterminer cinq points de fonctionnement dépendant uniquement de la température extérieure. Une interpolation linéaire entre ces points complète le modèle. Le facteur de charge de la PAC n'est pas pris en compte.

2.2. MODELES DE *BASELINE*

Afin d'évaluer le potentiel de flexibilité des bâtiments et de caractériser leurs effacements de chauffage, il est indispensable de développer des modèles de profil de référence (i.e. sans flexibilité), également nommés *baseline*. La méthodologie adoptée se structure en deux étapes distinctes. La première correspond à une phase de validation, durant laquelle plusieurs modèles de *baseline* sont testés et comparés. Cette étape vise à évaluer leurs performances respectives et à sélectionner, pour chaque bâtiment, le modèle le plus pertinent au regard de critères de précision et de justesse. La seconde étape est une phase de prédiction : le modèle retenu pour chaque bâtiment est alors appliqué aux journées expérimentales afin d'estimer la consommation d'énergie de référence et de quantifier les effacements effectivement réalisés.

2.2.1. Description des modèles

L'ensemble des modèles développés et testés est présenté dans le Tableau 2. Un modèle de *baseline* peut être caractérisé selon plusieurs dimensions : sa typologie (modèle moyennant, régressif, apprentissage automatique, etc.), son horizon de prédiction, ainsi que sa *baseline window*, c'est-à-dire la période historique de consommation sur laquelle repose l'estimation de la consommation de référence. L'objectif de la *baseline window* est de sélectionner des journées dont le profil de consommation est le plus représentatif possible de la journée à modéliser. Mise à part pour le modèle du rectangle, les *baseline window* présentés dans le Tableau 2 sont choisis arbitrairement à partir des choix les plus récurrents présent dans la littérature. Afin de garantir la pertinence et la comparabilité des données utilisées, ont été exclues de l'analyse les jours de week-end, les jours fériés, les périodes des

vacances scolaires ainsi que les journées expérimentales. Ces règles visent à ne conserver que des journées de fonctionnement standard, évitant ainsi l'introduction de biais liés à des usages atypiques ou à des événements de flexibilité antérieurs dans la construction du profil de référence.

Modèle	**Description**	**Horizon de prédiction**	***Baseline window***
Interpolation linéaire	Interpolation linéaire entre le début et la fin de l'effacement	Durée de l'effacement	-
High5of10	La *baseline* est définie comme la moyenne des consommations des cinq jours les plus consommateurs/médiane parmi les dix jours précédant la journée modélisée	1 jour	10 jours
Mid5of10		1 jour	10 jours
5 days average	Moyenne des 5/10 jours précédant la journée modélisée	1 jour	5 jours
10 days average		1 jour	10 jours
Modèle du rectangle	La *baseline* est égale à la moyenne des 2 valeurs précédant le début de l'effacement	Durée de l'effacement	20 min
AR	Modèle auto-régressif	1 jour	1 semaine
ARX	Modèle auto-régressif avec l'ajout de variables exogènes	1 jour	1 semaine

Tableau 2: Description des modèles développés

2.2.2. Validation

L'objectif de cette phase est d'analyser et de comparer la précision ainsi que la justesse des différents modèles de *baseline* afin de sélectionner, pour chaque bâtiment, l'approche la plus adaptée. Pour ce faire, plusieurs modèles sont testés et confrontés sur une période de six semaines correspondant au début de la saison de chauffe. Cette période ne comporte aucune journée expérimentale. Ainsi, les consommations d'énergie observées ne présentent pas de dynamique d'effacement, ce qui permet d'évaluer les performances intrinsèques des modèles dans des conditions de fonctionnement normal. Les modèles sont comparés à l'aide de plusieurs indicateurs statistiques classiques : le CVRMSE (*Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error*) et le NMBE (*Normalized Mean Bias Error*). Par ailleurs, l'analyse se concentre spécifiquement sur la période de pointe. Les performances des modèles sont donc évaluées pour chaque jour ouvrable sur une plage horaire de 5 heures, comprise entre 10h et 15h. Il est supposé, qu'à la suite d'un effacement, un bâtiment peut retrouver un profil de consommation nominal après 3 heures au maximum. Cette hypothèse permet d'intégrer les effets dits de rebond dans l'évaluation des modèles, en tenant compte du retour progressif au fonctionnement habituel après un effacement.

2.2.3. Prédiction

À la suite de la phase de validation, un modèle par bâtiment a pu être sélectionné. Ce modèle a ensuite été appliqué à chacune des journées expérimentales afin de pouvoir caractériser les effacements de consommation de chauffage. Pour cela, des indicateurs ont été définis et sont illustrés par la Figure 1.

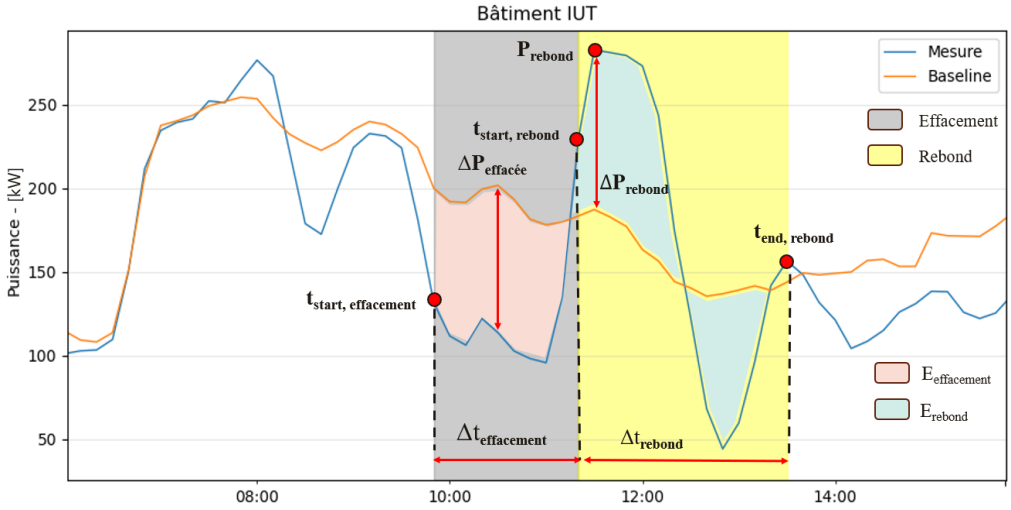


Figure 1: Caractérisation d'un effacement

Pour caractériser correctement une coupure de chauffage, il est nécessaire d'analyser à la fois la période d'effacement et, le cas échéant, la période de rebond qui peut s'ensuivre. Concernant la période d'effacement, la puissance effacée ($\Delta P_{effacée}$) est définie comme étant la valeur maximale de l'écart entre la *baseline* et la donnée mesurée sur la période d'effacement. L'énergie économisée pendant l'effacement ($E_{effacement}$) est quant à elle obtenue en intégrant sur l'ensemble de la période d'effacement l'écart entre la *baseline* et la consommation réelle. Concernant la période de rebond, sa fin est déterminée comme étant l'instant à partir duquel la somme cumulée de l'intégrale de l'écart entre la *baseline* et la consommation mesurée tend vers une valeur constante, c'est-à-dire lorsque sa dérivée est proche de zéro et devient inférieure à un seuil, définit empiriquement à 2,5 kWh/pas de temps. Afin de garantir la robustesse du calcul, cette valeur doit rester stable dans un intervalle prédéfini pendant au moins deux pas de temps consécutifs. Cette méthode nous permet de déterminer la durée du rebond (Δt_{rebond}) dont la puissance maximale atteinte durant cette période correspond à la puissance de rebond (P_{rebond}). La puissance additionnelle induite par le rebond (ΔP_{rebond}) est alors calculée comme étant la différence entre P_{rebond} et la *baseline* au même instant. Enfin, de manière analogue à la période d'effacement, l'énergie supplémentaire consommée durant le rebond (E_{rebond}) est obtenue par l'intégration de l'écart entre la consommation mesurée et la *baseline* sur l'ensemble de la période de rebond et le ratio entre $E_{effacement}$ et E_{rebond} peut être déterminé. L'ensemble de ces indicateurs permettent de caractériser les expérimentations en quantifiant l'impact de la prise en compte des effets rebonds.

3. RESULTATS

3.1. VALIDATION DES MODELES

Chaque modèle de *baseline* a été évalué pour l'ensemble des journées de la période de validation et pour chacun des bâtiments étudiés. La sélection du modèle optimal a été réalisée bâtiment par bâtiment, en retenant celui présentant les plus faibles valeurs moyennes de CVRMSE et de NMBE sur les 30 jours

de la période de validation. Seuls les résultats relatifs au CVRMSE sont présentés en Figure 2 toutefois, les conclusions tirées à partir du NMBE sont similaires.

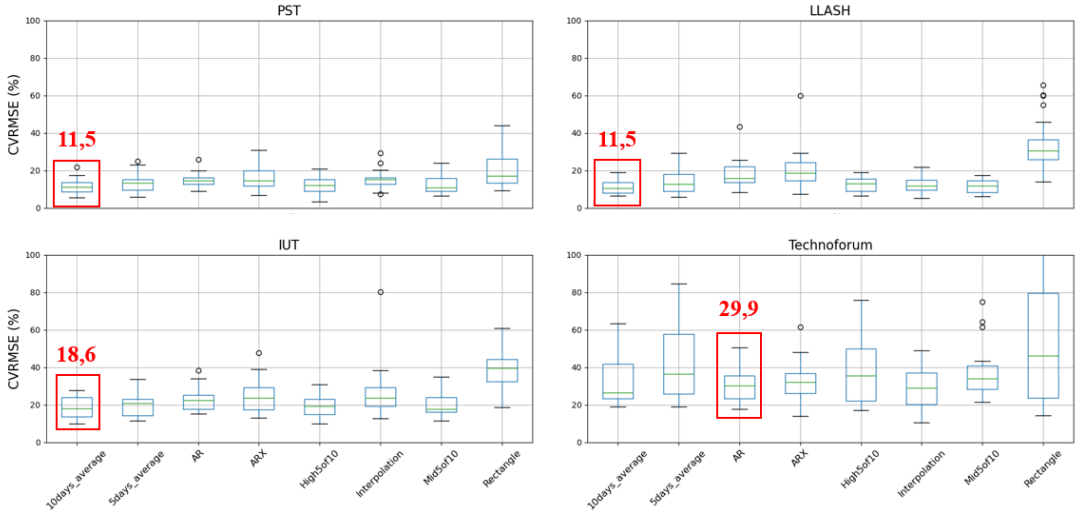


Figure 2: Résultats de la validation des modèles de baseline (valeur moyenne indiquée)

Bien que le modèle *10 days average* ait été retenu pour trois bâtiments, il est difficile d'affirmer qu'il soit universellement le plus performant. Pour un même bâtiment, les écarts moyens de CVRMSE entre modèles restent faibles, tandis que les différences entre bâtiments traduisent la variabilité intrinsèque des profils de consommation. L'exemple du Technoforum, dont la plus forte variabilité liée aux cycles ON/OFF de la PAC dégrade la performance des modèles, illustre que la fiabilité d'une baseline dépend fortement des caractéristiques propres à chaque site (usage, régulation, inertie thermique, comportement des occupants, surface, etc.). Cette hétérogénéité souligne la nécessité d'une sélection spécifique des modèles de *baseline*.

3.2. CARACTERISATIONS DES EFFACEMENTS

Maintenant qu'un modèle de *baseline* a été attribué à chaque bâtiment, nous sommes en capacité de caractériser les effacements de chauffage. La Figure 3 présente l'ensemble des effacements ainsi que leurs durées pour chaque bâtiment. Afin de faciliter la comparaison des effacements au sein d'un même bâtiment, les profils de consommation journaliers sont représentés en fonction du temps relatif au début de l'effacement (t = 0) et de manière normalisés (Min-Max scaler).

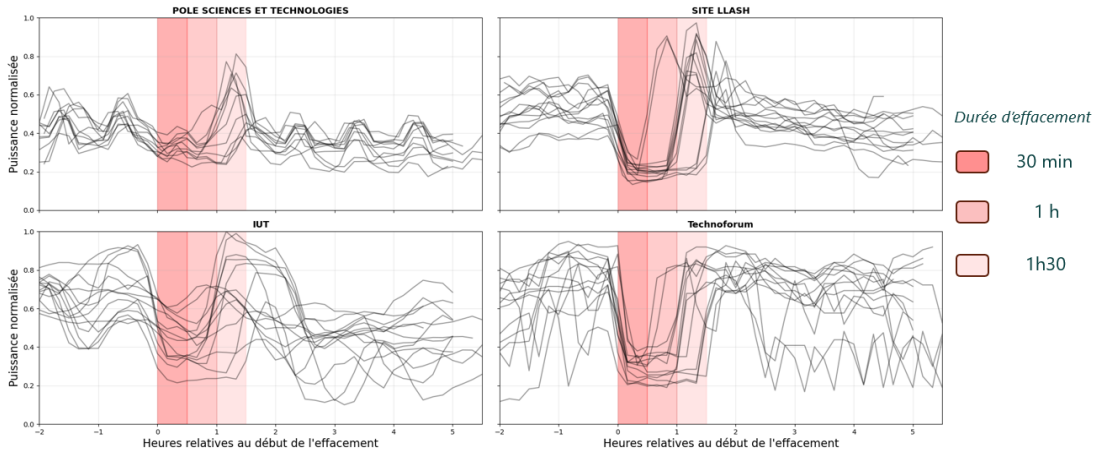


Figure 3: Profils de puissance normalisée pour les 4 sites et l'ensemble des effacements réalisés.

On observe une hétérogénéité marquée des dynamiques d'effacement selon les bâtiments. Elles sont clairement identifiables pour le Technoforum et la LLASH, beaucoup plus atténuées pour le PST, tandis que l'IUT présente des intensités d'effacement variables selon les événements. Ces différences s'expliquent en grande partie par les modalités d'activation. Au Technoforum et à la LLASH, l'ensemble du chauffage a été interrompu directement au niveau de la production, via l'arrêt des systèmes de production. À l'inverse, au PST et à l'IUT, seules certains départs ont été coupées (arrêt de pompes de circulation), en raison de contraintes techniques et opérationnelles. Ces résultats mettent en évidence la variabilité du potentiel de flexibilité non seulement entre bâtiments, mais aussi entre zones thermiques d'un même site. L'élaboration des *baseline* permet également d'identifier les effets rebond. Ceux-ci sont très marqués pour la LLASH et plus modérés pour le PST et l'IUT et leur durée dépendent fortement de la puissance maximum du générateur. En revanche, aucun rebond n'apparaît pour le Technoforum. Cela s'explique par le fonctionnement du système : lors de la relance, la PAC atteint rapidement sa puissance maximale et le déficit est compensé par la chaudière gaz. Faute de données gaz à pas de temps fin remontant sur la GTB du bâtiment, ces rebonds, bien que réels, ne sont pas observables. Les indicateurs précédemment présentés ont été calculés pour chaque expérimentation et bâtiment et sont illustrés par la Figure 4.

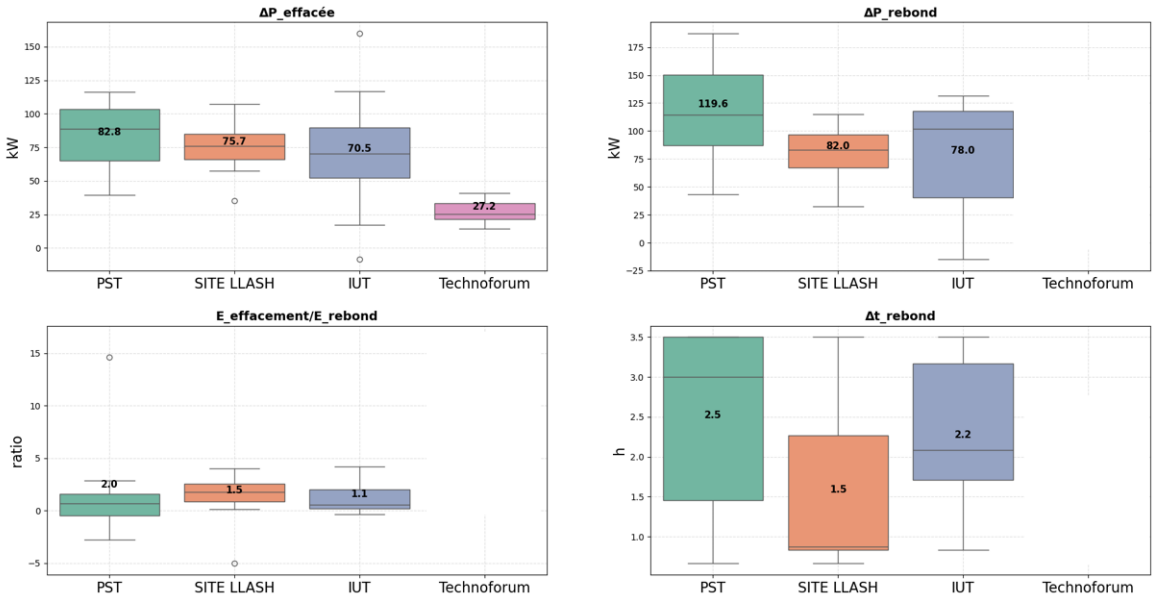


Figure 4: Caractéristiques expérimentales des effacements (valeurs moyennes indiquées)

Les données illustrant les effets rebonds pour le Technoforum étant indisponibles, les indicateurs relatifs à leur caractérisation ne sont pas calculés pour ce bâtiment. Concernant la puissance effaçable, on observe un potentiel d'effacement plus faible pour le Technoforum en raison de sa plus petite surface. Concernant les rebonds, ils sont en moyenne plus courts pour le LLASH mais les intervalles sont équivalents entre bâtiments pour une durée maximale de 3,5 heures. La pointe de consommation induite par le rebond est en revanche plus élevée pour le PST. Au total, dans une logique d'agrégation et d'activation simultanée de la flexibilité de ces bâtiments, une pointe de puissance globale moyenne de 280 kW lié aux rebonds apparaît. Cette information est cruciale pour une bonne gestion de la flexibilité d'un parc afin notamment d'éviter des dépassements de puissance d'abonnement et/ou des pénalités financières induites. Cette information permet de mieux distribuer la flexibilité au sein du parc en relançant progressivement le chauffage après une coupure. Enfin, le dernier indicateur montrant le ratio

entre l'énergie économisée pendant l'effacement et celle induite par le rebond montre qu'en moyenne, l'énergie effacée est toujours supérieure à l'énergie surconsommée pendant le rebond indiquant que la flexibilité peut être un levier d'économie d'énergie pour les gestionnaires de ces bâtiments. Aucune différence significative n'est observable entre les bâtiments. Des valeurs négatives de ce ratio soulignent l'importance de la fiabilité de la baseline : une surestimation des consommations peut conduire à un rebond très faible, voire négatif, indiquant non pas une surconsommation mais une économie d'énergie supplémentaire, ce qui est contre-intuitif.

4. CONCLUSIONS

Cette étude a permis de caractériser expérimentalement le potentiel de flexibilité de plusieurs bâtiments universitaires, en quantifiant la puissance effaçable via la coupure ponctuelle du chauffage et en validant la faisabilité opérationnelle de tels événements à La Rochelle Université. Les résultats soulignent l'importance de prendre en compte les effets rebond pour optimiser la gestion de la flexibilité énergétique d'un parc immobilier, ainsi que la variabilité de leur durée et de leur intensité. L'analyse future devra relier ces indicateurs à des variables explicatives (durée d'effacement, température extérieure, occupation). Enfin, la préservation du confort des usagers reste essentielle : l'étude des températures intérieures permettra de mieux évaluer la réponse thermique des bâtiments et l'impact des expérimentations sur les usagers.

5. REMERCIEMENTS

Ces recherches sont financées par l'ANRT et la Région Nouvelle-Aquitaine, dans le cadre du projet SMARTEES-U. Nous tenons particulièrement à remercier La Rochelle Université et plus particulièrement le service exploitation et maintenance de la direction du patrimoine pour leur collaboration et leur soutien.

6. BIBLIOGRAPHIE

Ahmed, Bilal, Ateeque Ahmed, Hong-Na Zhang, Xiao-Bin Li, Kai-Yang Qu, et Feng-Chen Li. 2025. « Characterization, Quantification and Application of Energy Flexibility in Office Building: A Comprehensive Review ». *Energy and Buildings* 347 (novembre): 116306. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.116306.

European Union. s. d. Directive (EU) 2024/1275 of the European Parliament and of the Council of 24 April 2024 on the Energy Performance of Buildings (Recast). Consulté le 17 octobre 2025. https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2024/1275/oj/eng.

Gabaldón, A., A. García-Garre, M. C. Ruiz-Abellón, A. Guillamón, C. Álvarez-Bel, et L. A. Fernandez-Jimenez. 2021. « Improvement of Customer Baselines for the Evaluation of Demand Response through the Use of Physically-Based Load Models ». *Utilities Policy* 70 (juin): 101213. https://doi.org/10.1016/j.jup.2021.101213.

Lei, Shunbo, Johanna L. Mathieu, et Rishee K. Jain. 2021. « Performance of Existing Methods in Baselining Demand Response From Commercial Building HVAC Fans ». *ASME Journal of Engineering for Sustainable Buildings and Cities* 2 (2): 021002. https://doi.org/10.1115/1.4050999.

Poulin, Alain, Marie-Andrée Leduc, et Michaël Fournier. 2022. « Statistical Analysis of Baseline Load Models for Residential Buildings in the Context of Winter Demand Response ». *Energies* 15 (12): 4441. https://doi.org/10.3390/en15124441.

RTE. 2024. Bilan Électrique 2024. https://analysesetdonnees.rte-france.com/bilan-electrique-2024/synthese.

Piscines couvertes : vers un pilotage global efficace et accessible.

Younes Benakcha[*1,2], Matthieu Labat[1], Ion Hazyuk[2], Stéphane Ginestet[1].

[1]Univ Toulouse, INSA Toulouse, LMDC, Toulouse, France.
[2]Univ Toulouse, IMT Albi, INSA Toulouse, ISAE-SUPAERO, CNRS, ICA, Toulouse, France.
* benakcha@insa-toulouse.fr

RÉSUME. Les piscines couvertes présentent une forte consommation énergétique, principalement en raison de la complexité et du nombre de leurs équipements. Les coûts d'exploitation élevés motivent la recherche de solutions pour réduire cette consommation, notamment via des systèmes efficaces et leur pilotage. Bien que la littérature se concentre sur des stratégies avancées, les exploitants privilégient souvent des commandes simples, faciles à intégrer et à maîtriser. Ces travaux de recherche, motivés par ce constat, s'appuient sur un modèle TRNSYS développé et validé à partir d'une piscine semi-olympique rénovée en 2021, située dans la région toulousaine. Ce modèle a permis d'évaluer des stratégies de contrôle sur les circuits d'eau et d'air séparément, avec des gains énergétiques considérables. Pour l'eau, la stratégie consiste à considérer le bassin comme un système de stockage sensible, autorisant une surchauffe lors des périodes de fort ensoleillement grâce aux panneaux solaires thermiques. Pour l'air, elle combine plusieurs actions pendant les périodes d'inoccupation, telles que la modulation de la durée de recyclage de l'air vicié et l'utilisation d'un rideau anti-évaporation. Ces stratégies reposent largement sur la récupération de chaleur via une pompe à chaleur sur l'air repris. Les mérites et limites de ces stratégies sont discutés en termes d'économies d'énergie, de qualité de service (confort, qualité de l'air, risque de condensation) et de facilité d'implémentation sur un système existant. La dernière partie de l'article examine la combinaison des stratégies sur les deux circuits, sur une année complète et pour différentes conditions climatiques.

MOTS-CLÉS : Gestion énergétique des piscines couvertes, Énergie solaire thermique, Simulation thermique dynamique.

ABSTRACT. Indoor swimming pools have a high energy demand, mainly due to the complexity and number of their systems. High operating costs motivate the search for solutions to reduce this consumption, particularly through efficient systems and their control. Although the literature focuses on advanced control strategies, operators often prefer simple controls that are easy to implement and manage. This research work, motivated by this observation, is based on a TRNSYS model developed and validated using a semi-Olympic pool renovated in 2021, located in the Toulouse region. This model made it possible to evaluate control strategies on the water and air circuits separately, achieving significant energy savings. For the water circuit, the strategy treats the pool as a sensible heat storage system, allowing overheating during periods of strong solar radiation through thermal solar panels. For the air circuit, it combines several actions during unoccupied periods, such as modulating the duration of stale air recirculation and using an anti-evaporation cover. These strategies largely rely on heat recovery via a heat pump on the recirculated air. The benefits and limitations of these strategies are discussed in terms of energy savings, service quality (comfort, air quality, risk of condensation), and ease of implementation on an existing system. The final part of the article examines the combination of strategies on both circuits over a full year and under different climatic conditions.

KEYWORD: Energy management of indoor swimming pools, solar thermal energy, dynamic thermal simulation.

1 INTRODUCTION

Parmi les différents types de bâtiments tertiaires, les piscines avec les patinoires sont celles qui présentent la consommation énergétique la plus élevée. À ce jour, les piscines ne sont pas soumises à la réglementation thermique RT 2012 (Garnier 2011), voire même la RE2020. Comparée à la consommation énergétique annuelle d'un bâtiment tertiaire récent (environ $50\ kWh.m^{-2}$), celle d'une piscine est de l'ordre de 400 à $500\ kWh.m^{-2}$ (Trianti-Stourna et al. 1998). Pour les grandes installations, telles que les piscines olympiques, cela représente des consommations de l'ordre de

quelques GWh par an (Nikolic et al. 2021). Des économies significatives peuvent être atteintes, jusqu'à $40\,\%$ pour les piscines existantes et $45\,\%$ pour les nouvelles piscines, principalement grâce à l'utilisation de pompes à chaleur, capables de déshumidifier et de chauffer l'air du hall des bassins, avec une possibilité de rejet de chaleur vers l'air ou vers l'eau (Garnier 2011). Le recours aux énergies renouvelables ou à un réseau de chaleur, intégrant plus de $50\,\%$ d'énergie renouvelable, combinant par exemple pompes à chaleur et capteurs solaires thermique, permets d'accroître ces économies d'énergie (Garnier 2011).

Malgré leur efficacité, ces appareils ont un coût élevé et sont parfois non rentables (Buonomano et al. 2015). Le pilotage des équipements constitue une piste pour améliorer le fonctionnement des installations existantes sans avoir à les remplacer à neuf. Des stratégies simples ont été abordées dans la littérature, telles que l'optimisation de l'utilisation des panneaux solaires thermiques (Delgado Marín et al. 2019) et l'implantation d'un rideau anti-évaporation (Brambley et Wells 1983). Le présent article propose d'étudier l'effet combiné de ces stratégies simples, identifiées dans des travaux précédents, et ce, basé sur un cas réel. Elles consistent à autoriser une surchauffe de l'eau à partir de l'énergie produite par les panneaux solaires thermiques (Benakcha et al. 2026), et/ou à effectuer un recyclage complet de l'air (sans renouvellement) pendant la majorité de la durée d'inoccupation.

2 CAS D'ETUDE

2.1 DESCRIPTION GENERALE

Les piscines couvertes présentent une forte hétérogénéité en termes de conception, d'exploitation et d'usages, rendant difficile la définition d'un bâtiment représentatif. Pour cette raison, une approche par étude de cas a été retenue afin d'obtenir des données réalistes et fiables. Les informations utilisées dans cette étude proviennent de visites sur site, d'échanges avec le responsable d'exploitation, de documents techniques et de mesures issues du système de gestion énergétique, complétées par des mesures de température et d'humidité in-situ.

La piscine étudiée s'inspire de celle du campus de l'ISAE-SUPAERO à Toulouse, située dans un climat tempéré à influences océanique et méditerranéenne. Il s'agit d'une piscine semi-olympique (15×25, avec un volume d'eau de $581\,m^3$) principalement destinée aux étudiants et aux clubs sportifs, avec une fréquentation pouvant atteindre 200 baigneurs par jour. Le hall du bassin présente un volume d'air de $4039\,m^3$.

Construit dans les années 1970 et rénové en 2021, le bâtiment dispose d'une enveloppe améliorée thermiquement et de nouveaux équipements CVC performants. L'enveloppe est vitrée à $53\,\%$, avec une forte proportion sur les façades sud-est et sud-ouest, combinant doubles vitrages en partie basse et panneaux en polycarbonate en partie haute. Le reste est constitué de parois en béton et d'une toiture isolée, conduisant à un coefficient global de transmission thermique d'environ $0.6\,W.m^2.K^{-1}$.

Les installations CVC s'articulent autour de trois boucles principales : la filtration de l'eau du bassin, le traitement de l'air et le chauffage de l'eau (voir Figure 1). La boucle de filtration fonctionne avec deux pompes en parallèle, qui fonctionnent à 53% de leur régime nominal, assurant un débit total d'environ $191\,m^3 \cdot h^{-1}$. Le traitement de l'eau comprend la filtration, la déchloramination par UV ($1800\,W$) et la régulation chimique. En raison d'une mauvaise étanchéité du bassin, le renouvellement quotidien d'eau est estimé à $16\,m^3.j^{-1}$ soit 2.75% du volume total du bassin, ce qui dépasse significativement le minimum réglementaire français ($30\,L.pers^{-1}$ soit $6\,m^3.j^{-1}$).

La centrale de traitement d'air (CTA) intègre sur la ligne de reprise, un bypass permanent sur l'air repris (33 %), l'extrémité basse d'un échangeur à caloducs, un évaporateur dédié principalement à la déshumidification grâce à une pompe à chaleur, et enfin un caisson de mélange. La ligne de soufflage comprend l'extrémité haute du caloduc, un échangeur de chaleur, pouvant servir de condenseur ou évaporateur de la pompe à chaleur selon le besoin, et une batterie chaude d'appoint.

Le chauffage de l'eau du bassin s'effectue à l'aide de trois moyens : (1) la récupération de chaleur sur le condenseur de la pompe à chaleur de la CTA ; (2) des capteurs solaires hybrides situés en toiture ; et (3) le réseau de chaleur urbain.

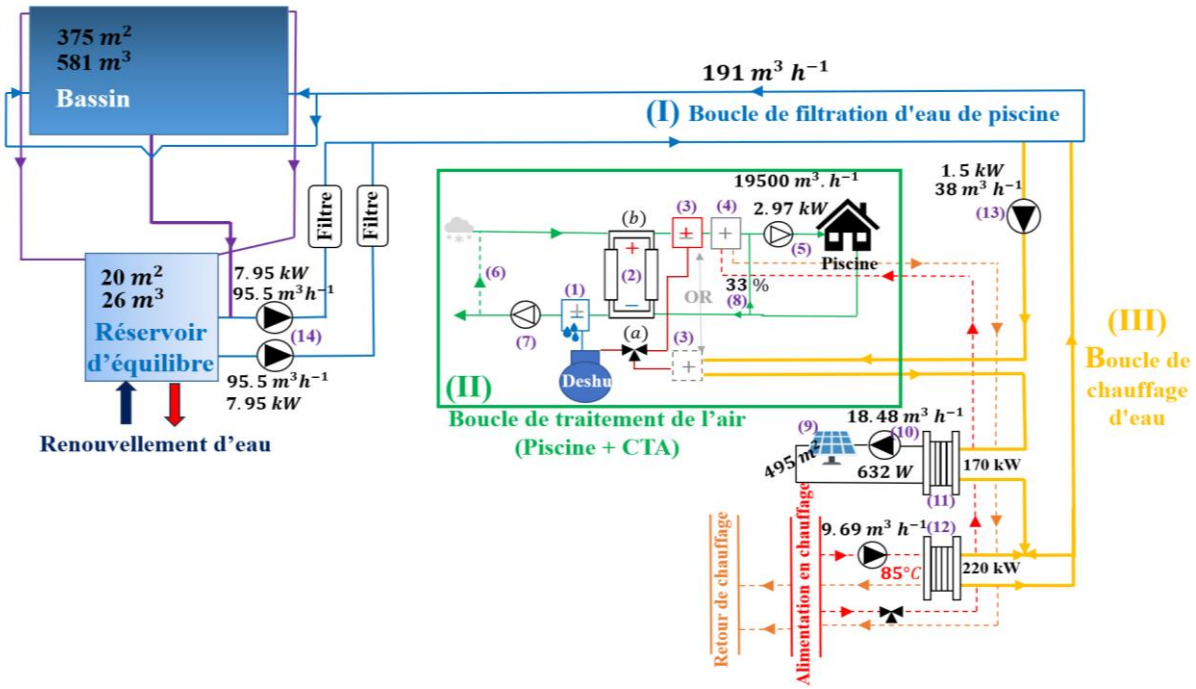


Figure 1 : Schéma des circuits aérauliques en fonctionnement d'hiver, hydraulique et de chauffage de la piscine; (1) Évaporateur ; (2) Caloduc ; (3) Condenseur/ Batterie froide ; (4) Batterie chaude ; (5) Ventilateur de soufflage ; (6) Caisson de mélange ; (7) Ventilateur d'extraction ; (8) Bypass permanent ; (9) Collecteurs thermiques PVT ; (10) Pompe du circuit solaire ; (11) Échangeur du circuit solaire ; (12) Échangeur avec réseau de chaleur urbain ; (13) Pompe du circuit de chauffage du bassin ; (14) Pompes de filtration.

Le modèle TRNSYS a été développé conformément au diagramme présenté à la Figure 1. L'environnement TRNSYS dispose de composants, appelés Types, interconnectés entre eux pour former l'installation étudiée. Généralement, ces Types sont représentés par des équations simplifiées permettant de reproduire le comportement dynamique de chaque élément, tels que la batterie froide du circuit d'air ou les panneaux solaires dans la boucle d'eau.

Sur la boucle d'air, certaines hypothèses ont été formulées afin de compenser les données manquantes, notamment concernant la composition des parois opaques, essentiellement en béton. Le coefficient de transmission thermique du sol et celui du bassin ont également été ajustés lors de la phase de calibration à partir des données expérimentales. Enfin, le COP de la pompe à chaleur a été considéré constant, avec une valeur de 5.9 prise en hiver pour les conditions climatiques suivantes : Air repris $28°C$ / 65% RH, air soufflé -$7°C$ / 95% RH. Concernant la boucle d'eau, plus de détails sur le modèle TRNSYS peuvent être trouvés dans (Benakcha et al. 2026).

2.2 VALIDATION

Les mesures de consommation électrique et thermique, désagrégées par poste, ont été utilisées pour la validation du modèle. Le circuit solaire étant hors service durant la période des mesures, il n'a pas été pris en compte. Pour des durées d'observation comparables, la consommation énergétique globale est plus élevée en hiver ($\approx 70\ MWh$ sur 32 jours) qu'en été (≈ 25 MWh sur 29 jours), principalement en raison de conditions climatiques plus sévères et d'une occupation plus importante. Le modèle TRNSYS (logiciel sélectionné à l'issue d'un travail de benchmarking des outils STD (Benakcha et al. 2024)), a été calibré à partir des mesures de consommation, de température et d'humidité. La comparaison mesures/simulation montre une bonne concordance globale. Les écarts relatifs par poste de consommation sont synthétisés dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Écarts relatifs par post de consommation entre mesures et simulations.

Saison	Déshumidification	Chauffage air	Chauffage eau	**Écart global**
Eté [%]	-4.5	$+10$	$+7$	$\mathbf{+0.4}$
Hiver [%]	-8	$+11$	-12	$\mathbf{-4}$

Plusieurs éléments peuvent expliquer ces écarts : l'utilisation irrégulière du rideau anti-évaporation en hiver et l'ouverture des fenêtres en été, l'incertitude sur l'occupation, les durées réelles de recyclage d'air, ainsi que la stratégie de valorisation de la chaleur de déshumidification sur l'air et sur l'eau. Certains de ces paramètres, difficilement reproductibles dans TRNSYS, ont été estimés à partir des mesures du rapport de mélange et des observations sur site.

3 STRATEGIES DE PILOTAGE

3.1 CIRCUIT D'EAU

Le contrôle du circuit d'eau a été étudié dans (Benakcha et al. 2026). L'objectif était d'identifier les phénomènes clés et les contraintes les plus sensibles. Il est apparu que les contraintes liées à la qualité de l'eau et de l'air imposent des débits d'air neuf très importants. Par ailleurs, l'évaporation constitue un phénomène majeur dans les bilans énergétiques des deux milieux et est influencée par la température de l'eau et la température de rosée intérieure.

Deux stratégies de réduction de la consommation pour le chauffage de l'eau ont été évaluées : la première, un réduit de nuit sur la consigne de température de l'eau, permet un gain maximal de 4 % lorsque l'heure de redémarrage est ajustée en fonction de l'occupation quotidienne ; la seconde, autoriser une légère surchauffe du bassin ($+\ 1°C$) afin de valoriser davantage l'énergie solaire, permet d'atteindre jusqu'à 17 % d'économie sur une année. En effet, cette surchauffe permet de compenser les besoins de chauffage pendant l'inoccupation, c'est-à-dire jusqu'à ce que de l'énergie solaire soit à nouveau disponible. Préférence a été donnée pour cette dernière stratégie pour son plus grand potentiel d'économies et surtout pour la facilité de sa mise en œuvre. Cependant, une surchauffe accroît l'évaporation, entraînant par conséquent une augmentation de l'humidité de l'air intérieur. L'installation d'un système de récupération de chaleur issu de la déshumidification peut limiter ce problème.

3.2 CIRCUIT D'AIR

Deux stratégies d'économie d'énergie simples ont également été évaluées sur le circuit d'air pendant les périodes d'inoccupation, puisque ces dernières représentent jusqu'à la moitié de la période de fonctionnement de la piscine, sans contrainte sur le confort ni sur la qualité de l'air. Ces stratégies ont été testées séparément, puis combinées, afin d'évaluer la réduction de la demande énergétique : (1) l'utilisation régulière du rideau anti-évaporation à la surface de l'eau ; (2) le recyclage intégral de l'air repris, suivi d'une courte période d'introduction d'air neuf pour assurer la qualité d'air au moment de la reprise d'activité en matinée.

Il est apparu que la meilleure stratégie en termes de performance énergétique est celle basée sur le recyclage d'air. En effet, le renouvellement d'air neuf, frais et sec, engendre un double effet négatif : il faut le réchauffer avant le soufflage, notamment en hiver, et il augmente l'évaporation du bassin à cause d'une pression de vapeur plus faible. Cependant, le recyclage intégral pose un problème de qualité de l'air lié à l'accumulation des trichloramines (NCl_3) à différents endroits de la piscine, notamment au-dessus de la surface de l'eau, même en absence d'occupants contrairement au CO_2 (Proulx et Hallé 2022). Les NCl_3 se développent dans l'eau en raison de l'interaction du chlore avec la matière azotée, puis se transfèrent vers l'air via un processus lent, c'est-à-dire un débit source constant en première approximation. En supposant une concentration de NCl_3 uniforme dans l'air intérieur, l'évolution de celle-ci peut être facilement déterminée par bilan massique. La Figure 2 présente l'évolution théorique du taux de NCl_3 pour 3 temps de Fin du Recyclage d'Air (FRA) : $1\,h$, $2\,h$ et $3\,h$ avant le début de l'occupation. Il est possible de constater qu'il suffit d'introduire de l'air neuf une heure avant le début de l'occupation pour ramener le niveau de NCl_3 en dessous du seuil hygiénique ($5.10^{-4}\ mg.L^{-1}$ d'après (Schmalz et al. 2011)).

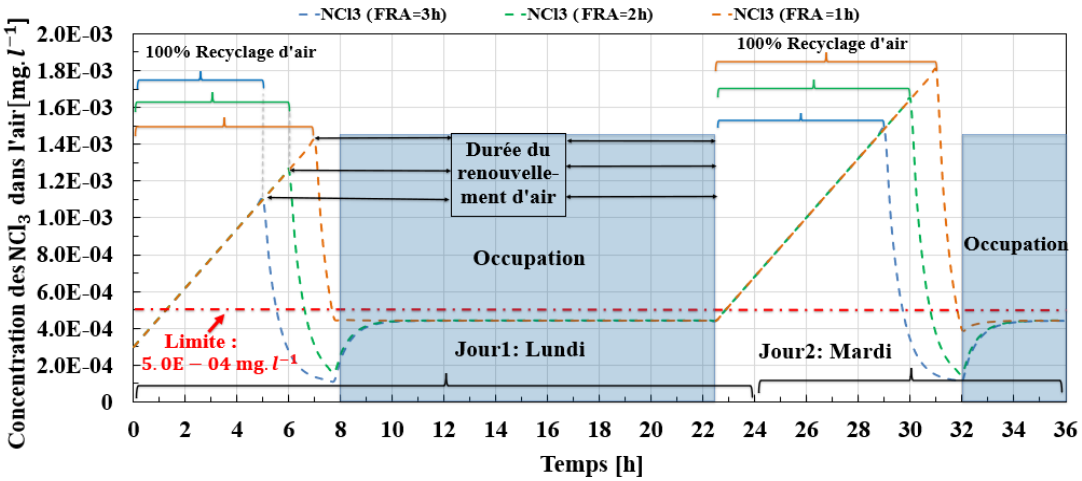


Figure 2: Évolution de la concentration de NCl_3 dans le temps pour différents FRA et pour une fraction de renouvellement d'air de 30%. *FRA : fin du recyclage d'air avant l'occupation.*

Enfin, il a été constaté que l'utilisation de la couverture de l'eau permet de réaliser des économies d'énergie, bien que de moindre importance. Chose intéressante, les gains de chaque stratégie dans la boucle d'air ne sont pas cumulatifs. Pour cette raison, seule la solution du recyclage d'air a été retenue : si le circuit aéraulique le permet, elle est en effet très simple à mettre en œuvre et produit des effets significatifs, bien qu'une validation approfondie en termes de qualité d'air soit nécessaire. Dans la suite de cette étude, la configuration avec $FRA = 1h$ sera conservée.

4 RESULTATS

Les deux stratégies identifiées pour les circuits d'eau et d'air sont comparées à un cas de référence, en étant d'abord prises séparément puis en étant combinées. Le cas de référence correspond à une simulation sans recyclage d'air (30 % d'air neuf en permanence) et sans surchauffe de l'eau. Les consignes de température et d'humidité sont fixées à : $T_{eau} = 27°C$, $T_{air} = 26°C$ et $\omega_{air} = 16\ g_v.kg_{as}^{-1}$. Le premier test consiste à autoriser une surchauffe de l'eau de $1\ °C$ tout au long de l'année, tout en maintenant un renouvellement d'air de 30 %. Le deuxième test consiste à simuler, sur une année, une stratégie de recyclage d'air à 100%, débutant à la fin de la période d'occupation et s'arrêtant une heure avant le début de l'occupation ($FRA = 1h$). L'occupation varie selon le jour de la semaine. Enfin, le dernier test combine ces deux stratégies (Surchauffe + FRA). Ces trois tests sont comparés au cas de

référence dans la Figure 3. Les résultats montrent que, dans le cas de référence, la consommation énergétique est principalement liée au chauffage de l'eau du bassin, au traitement de l'eau, ainsi qu'au chauffage de l'air. La déshumidification et la ventilation représentent des parts modestes de la consommation électrique. La stratégie de surchauffe de l'eau conduit à une réduction modérée de la demande énergétique totale (-9 %), principalement due à la diminution des besoins de chauffage du bassin (-21 %), avec un impact limité sur les consommations liées au traitement de l'air.

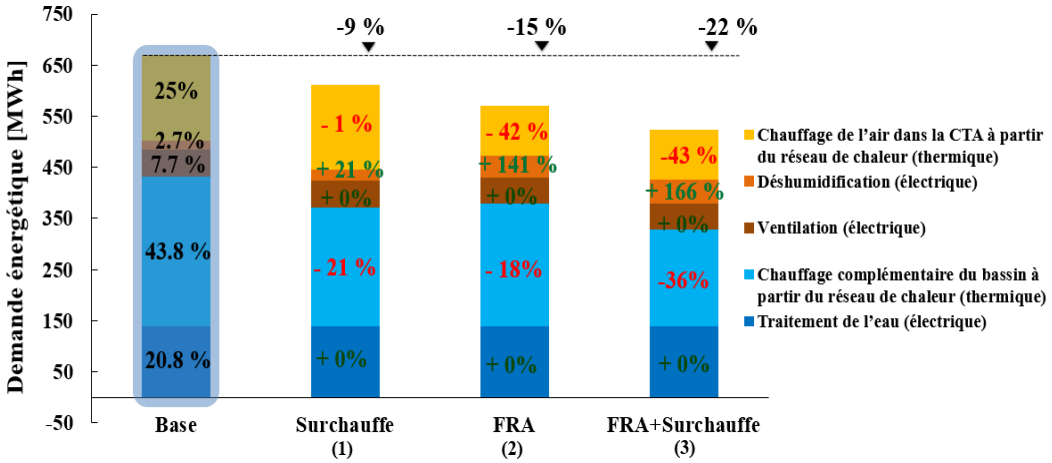
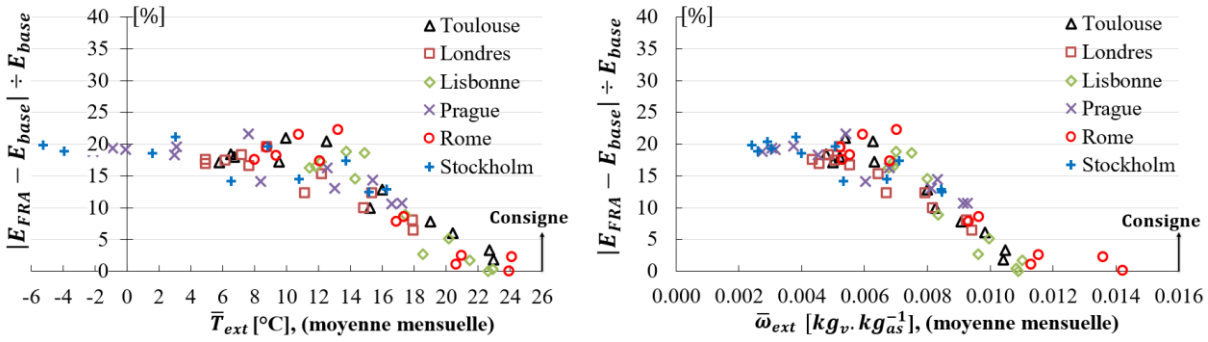


Figure 3 : Demande énergétique annuelle (circuits air-eau), comparaison de trois tests avec le cas de référence.

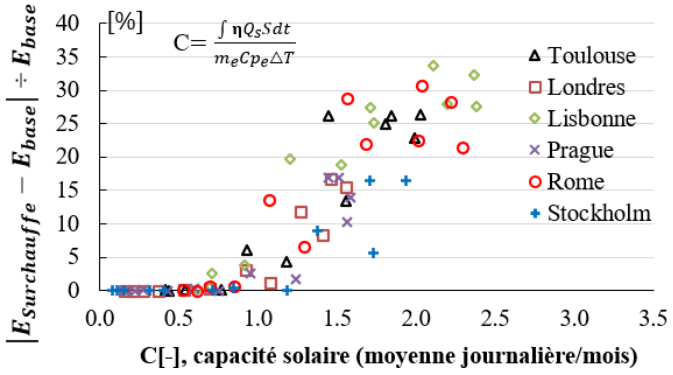
La stratégie de recyclage d'air permet une réduction plus marquée de la demande énergétique annuelle (-15 %), grâce à la réduction de la durée d'introduction d'air neuf, qui a un double impact sur l'air et sur l'eau : moins de demande de chauffage de l'air et moins d'évaporation (donc moins de chauffage de l'eau). Enfin, le test combiné (Surchauffe + FRA) présente les meilleures performances, avec une réduction globale de 22 % par rapport au test de base. La combinaison des deux stratégies, appliquées à la fois sur l'air et sur l'eau, va dans le bon sens, puisqu'elle permet de réduire davantage la demande énergétique. Il s'agit donc cette fois d'un effet cumulatif et non d'une interférence entre les stratégies, comme celle observée sur la combinaison des stratégies sur le circuit d'air.

Dans un second temps, nous proposons d'étudier l'impact des conditions extérieures en utilisant les données climatiques de six villes européennes. La Figure 4 met en évidence les gains relatifs mensuels apportés par chaque stratégie, en fonction de données mensuelles moyennes (température et rapport de mélange en extérieur, apports solaires). Pour les apports solaires, la capacité solaire C est définie à partir de l'énergie solaire journalière reçu sur un panneau en toiture (efficacité 0.45), moyennée sur le mois et normalisée par la quantité d'énergie nécessaire pour élever la température du bassin de 1 °C (0.675 MWh).

Les résultats des simulations mettent en évidence la sensibilité des deux stratégies étudiées aux conditions climatiques. La stratégie FRA (Figure 4(a)), est particulièrement performante pour les climats froids, avec un plafond de gains autour de 20 % pour toutes les villes. Cela résulte de la limitation de la durée d'introduction d'air extérieur plus froid (réduction des pertes sensibles) et plus sec (réduction des pertes latentes). En effet, un air extérieur trop sec ne permet pas d'atteindre la consigne intérieure en humidité ($16\ g_v.kg_{as}^{-1}$), ce qui augmente l'évaporation du bassin et la consommation d'énergie thermique de ce dernier. Pour des climats plus doux, la Figure 4(a) montre que les gains diminuent et deviennent négligeables au-delà d'une température moyenne de $22\ °C$. Entre les deux seuils, un comportement quasi-linéaire est observé. Les valeurs mensuelles constituent donc un bon indicateur en première approximation.



(a)



(b)

Figure 4 : Gains relatifs mensuels des stratégies : (a) FRA en fonction de la température et du rapport de mélange moyens mensuels ; (b) Surchauffe en fonction du potentiel solaire journalier moyen/mois.

La stratégie de surchauffe de l'eau présente des performances croissantes avec l'incrémentation du potentiel solaire, comme le montre la Figure 4(b). Pour $C < 0.9$, qui correspond aux périodes où la hauteur du soleil est la plus faible, les apports sont insuffisants pour permettre une surchauffe du bassin et la stratégie n'est pas déclenchée. Pour $C > 2.2$, ce qui correspond surtout à des climats bénéficiant d'un fort ensoleillement, le gain plafonne à un seuil compris entre 25 et 35%. La raison est que les flux solaires importants ne pourront être valorisés sur la piscine, puisque la surchauffe est limitée à $1°C$. Ce seuil a été fixé car il permet de compenser les pertes de chaleur pendant une période d'inoccupation, sans pour autant dégrader significativement le confort des baigneurs. Entre ces deux extrêmes, un comportement plutôt linéaire est observé, bien qu'une dispersion assez importante existe entre les sites et les mois. Pour une même capacité solaire ($C = 1.7$), les gains varient d'environ 10 % à Stockholm entre mai et juillet. Cette différence s'explique par des pertes plus élevées dans le bassin en mai ($+10.7\ MWh$), dues à une température du sol plus faible (renouvellement d'eau et conduction) et à des variations d'évaporation. Un écart plus marqué ($\approx$ 20 %) est observé entre Stockholm et Lisbonne pour la même valeur de C, en raison de la plus faible demande de chauffage à Lisbonne.

Ces résultats confirment la complémentarité des stratégies : le recyclage d'air pendant l'inoccupation est plus pertinent en climat froid, tandis que la surchauffe solaire est plus efficace en climat chaud et ensoleillé.

5 CONCLUSION

Des stratégies simples à mettre en œuvre pour le contrôle des circuits d'eau et d'air dans une piscine couverte ont été identifiées dans des travaux précédents. Ces stratégies ont montré des performances énergétiques intéressantes lorsqu'elles sont appliquées individuellement, mais aussi simultanément.

Bien qu'elles ciblent deux circuits séparés liés par l'évaporation de l'eau du bassin, les stratégies ne s'influences pas mutuellement. Ainsi, elles permettent d'obtenir un gain annuel total de 22% pour le cas de Toulouse. Dans un second temps, la sensibilité aux conditions climatiques a été évaluée. L'efficacité de chaque stratégie est maximale à des périodes différentes de l'année. Le recyclage d'air en inoccupation est davantage performant pour les climats froids et secs. Cette conclusion rejoint notamment celle de (Brambley et Wells 1983). Toutefois, il est important de souligner que la réduction des débits d'air neuf a des conséquences sur la qualité d'air intérieur, notamment pour les NCl_3. Une étude fine de dispersion de polluants serait nécessaire pour trouver le compromis entre qualité de l'air et économies d'énergie et constitue une perspective à ce travail. La stratégie de surchauffe de l'eau permet d'obtenir des gains significatifs à l'échelle du mois pour la majorité des pays européens, même pour d'autres climats que le climat méditerranéen. Enfin, les auteurs estiment que ces stratégies sont facilement implémentables dans une piscine équipée d'un circuit de reprise d'air avec déshumidification. Les gains apportés par les installations solaires sont moins marqués, mais restent intéressants et ne nécessitent pas non plus de pilotage avancé.

6 BIBLIOGRAPHIE

Benakcha, Younes, Matthieu Labat, Ion Hazyuk, et Stéphane Ginestet. 2026. « Numerical Analysis of the Impact of Water Temperature Setpoint and Energy Strategies on Indoor Pool Performance ». *Solar Energy* 303 (janvier): 114107. https://doi.org/10.1016/j.solener.2025.114107.

Benakcha, Younes, Matthieu Labat, Ion Hazyuk, Stéphane Ginestet, et Michal Vitáloš. 2024. « Modélisation dynamique d'une piscine couverte et de ses équipements : comparaison entre TRNSYS et Dymola ». Article de colloque presented sur CONFERENCE IBPSA FRANCE, LA ROCHELLE & OLERON.

Brambley, M. R., et S. E. Wells. 1983. « Energy-Conservation Measures for Indoor Swimming Pools ». *Energy* 8 (6): 403-18. https://doi.org/10.1016/0360-5442(83)90063-4.

Buonomano, Annamaria, Giuseppina De Luca, Rafal Damian Figaj, et Laura Vanoli. 2015. « Dynamic Simulation and Thermo-Economic Analysis of a PhotoVoltaic/Thermal Collector Heating System for an Indoor–Outdoor Swimming Pool ». *Energy Conversion and Management* 99 (juillet): 176-92. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.04.022.

Delgado Marín, J. P., F. Vera García, et J. R. García Cascales. 2019. « Use of a Predictive Control to Improve the Energy Efficiency in Indoor Swimming Pools Using Solar Thermal Energy ». *Solar Energy* 179 (février): 380-90. https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.01.004.

Garnier, Alain. 2011. *Concevoir et construire des piscines publiques basse consommation d'énergie et d'eau*. Edipa. https://www.eyrolles.com/BTP/Livre/concevoir-et-construire-des-piscines-publiques-basse-consommation-d-energie-et-d-eau-9782862431024/.

Nikolic, Jelena, Dusan Gordic, Nebojsa Jurisevic, Vladimir Vukasinovic, et Dobrica Milovanović. 2021. « Energy Auditing of Indoor Swimming Facility with Multi-Criteria Decision Analysis for Ranking the Proposed Energy Savings Measures ». *Energy Efficiency* 14 (4): 36. https://doi.org/10.1007/s12053-021-09949-w.

Proulx, H., et S. Hallé. 2022. « A Numerical Study of the Impacts of Outdoor Air Intake and Air Changes per Hour on the Trichloramine Concentrations in a Swimming Pool Enclosure ». *Frontiers in Built Environment* 8 (septembre): 957973. https://doi.org/10.3389/fbuil.2022.957973.

Schmalz, Christina, Fritz H. Frimmel, et Christian Zwiener. 2011. « Trichloramine in Swimming Pools – Formation and Mass Transfer ». *Water Research* 45 (8): 2681-90. https://doi.org/10.1016/j.watres.2011.02.024.

Trianti-Stourna, Spyropoulou, Theofylaktos, et al. 1998. « Energy conwvation strategies for sports centers: Part A. Sports halls ». Vol. 27. *Energy and Buildings*.

A simulation framework proposal for investigating fan-assisted mixed-mode cooling scenarios

Maxime Boulinguez[1,2,*], Jean Castaing-Lasvignottes[1], Aurélie Foucquier[3]

[1]Laboratoire PIMENT - Université de la Réunion
97410 Saint-Pierre, La Réunion, France
[2]GREAT - Ecole Nationale Supérieure d'Architecture de La Réunion
Le Port, La Réunion, France
[3]Commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives
Campus Ines, Le Bourget du Lac, France
[*]maxime.boulinguez@univ-reunion.fr

ABSTRACT. This study presents a co-simulation framework for modelling fan-assisted mixed-mode (MM) cooling strategies and evaluates a case study in tropical conditions. Air-conditioning (AC) represents over 40% of energy use in such climates, making alternative strategies essential for reducing demand. Mixed-mode cooling, combining ceiling fans with natural ventilation and AC, improves indoor conditions, delays AC operation, and enables higher, more flexible setpoints. However, these strategies are difficult to implement in conventional Building Energy Simulation (BES) tools. We propose an EnergyPlus-based framework compatible with various comfort models and cooling systems. A case study in Reunion Island demonstrates that comfort-driven MM control outperforms conventional predefined scenarios. Compared to a fixed 26 °C setpoint, energy use is reduced by up to a factor of 3 while improving thermal comfort. The results also show that the SET model leads to 25% lower energy use than the PMV_{iso} model.

KEYWORDS. Co-simulation, mixed-mode cooling, thermal comfort

RÉSUMÉ. Cette étude propose un cadre de co-simulation pour modéliser des stratégies de rafraîchissement mixte (MM) assisté par ventilateurs et en évaluer les performances en climat tropical. La climatisation représente plus de 40% des consommations, ce qui souligne l'intérêt d'alternatives. Le rafraîchissement mixte, combinant ventilation naturelle, ventilateurs et climatisation, améliore le confort, retarde l'usage de la climatisation et permet des consignes plus élevées et flexibles. Ces stratégies restent difficiles à intégrer dans les outils classiques de simulation énergétique. Un cadre basé sur EnergyPlus est proposé, compatible avec différents modèles de confort et systèmes. Une étude de cas à La Réunion montre que les stratégies MM pilotées par le confort surpassent les scénarios prédéfinis. Par rapport à une consigne fixe de 26 °C, la consommation est réduite jusqu'à un facteur 3 tout en améliorant le confort. Le modèle SET permet en outre une réduction d'énergie de 25 % par rapport au PMV_{iso}.

MOTS-CLÉS. Co-simulation, rafraîchissement mixte, confort thermique

1. INTRODUCTION

Rethinking comfort models and cooling practices in indoor environments presents a critical opportunity to curb projected growth in cooling demand and support the energy transition. Indeed, compression-based mechanical cooling accounts for more than 40% of the energy bill in tropical contexts. Mixed-mode cooling strategies combining Natural Ventilation (NV), ceiling fans (CF) and Air-conditioning (AC) bridge the conventional divide between fully air-conditioned and fully naturally ventilated buildings. These mixed-mode and fan-assisted approaches are gaining increasing attention in the built environment, as they have been shown to

achieve occupant satisfaction levels equal to or higher than those of traditional mechanically cooled systems while reducing energy consumption. Indeed, with elevated air movement, occupants tolerate temperatures about 2.8–3.3 °C higher and could extend the comfort zone to 29°C, as stated by Rohles et al. early study (Rohles et al., 1982). It has been shown to reduce energy consumption by 20 to 40 % in numerous recent research studies with illustration in tropical conditions by Kent et al. (Kent et al., 2023) or Attajariyakul et al. (Atthajariyakul and Lertsatittanakorn, 2008). It can also reduce the overall investment and operating costs as well and green house gaz emissions (Malik et al., 2022), particulary when used in conjunction with AC.

Despite their demonstrated potential, mixed-mode strategies remain under-recognized and lack comprehensive evaluation methods and end-to-end design toolchains, which continues to hinder their wider adoption in practice. Specifically, Building Energy Simulation (BES) lacks the comprehensive features needed to implement the comfort-based Fan-first strategy described in recent studies (Boulinguez et al., 2025), (Kent et al., 2023), (Malik et al., 2022). Furthermore, as mentioned by the recently published guidebook "Fans for cooling people" (Raftery et al., 2023), *"research remains sparse in directives on how to model, simulate and optimise such complex scenarios to assess comfort, energy performance, with the final objective to size the whole cooling system and maximise comfort-energy gains"*. Building Energy Simulation (BES) tools often overlook the potential to model a full range of adaptive opportunities, such as the use of ceiling fans or flexible clothing. This aspect remains unexplored, particularly in building energy modelling practices, due to the lack of appropriate tools, understood here as methods, models, and frameworks adapted to MM operation.

Providing a tool for assessing energy use and occupant comfort in mixed-mode buildings is a key challenge for the Architecture, Engineering, and Construction (AEC) industry. This study proposes a new co-simulation framework and evaluates its capabilities by comparing several simple cooling scenarios spanning the full range of cooling systems encountered in a tropical climate.

2. METHODOLOGY

`EnergyPlus` remains one of the most used tools today (Payet et al., 2022). Over heat-balance capabilities, `EnergyPlus` has several interesting features making it interesting to our case study, including the airflow network module, detailed window modelling, control possibilities, a built-in Energy Management System, and built-in co-simulation interoperability, such as the Python Plugin and Functional MockUp Interface (Sousa, 2012). Furthermore, `EnergyPlus` is commonly used by consulting firms based in La Réunion and Mayotte (Payet, 2022), which envision a better transferability of the methodology to the local construction industry.

Although EnergyPlus offers many built-in features for mixed-mode strategies, its limitations for custom comfort models, ceiling fan models, and advanced control algorithms motivate the use of co-simulation with external scripts to achieve greater flexibility and enable optimization of cascade cooling strategies. For this study, we choose to implement the Functional Mock-Up Interface (FMI). The FMI is a free standard that proposes containers and interfaces for exchanging dynamic simulation models. It uses an XML library and external C code for the process. This distribution is part of the `Modelica` association and is supported by hundreds of tools. In essence, it can import an FMU (Functional Mock-Up) into `EnergyPlus` or export `EnergyPlus` as an FMU to run it under an FMI simulator. For this purpose, the Berkeley Lab developed an `EnergyPlusToFMU` distribution (Wetter and Lorenzetti, 2021). Control is made easy via a Python environment such as `pyFMI`.

The developped simulation framework consists in the following submodels and is illustrated by Fig. 1. The FMI enables co-simulation and data exchange between submodels at each time step, set to 3 min, the best accuracy/calculation cost ratio (Boulinguez, 2025). It also matches the refrigeration machine anti-short cyle time :

— the `EnergyPlus FMU`, including building geometry, occupancy, loads, natural ventilation/window opening model (AirflowNetwork), and the embedded EPW weather file.
— the controller implementing scenarios of actions
— the comfort evaluation model that can implement any comfort/sensation model
— the ceiling fan model with 3 speeds ([1, 2, 3] remains simplistic at this stage and corresponds to the ISO16798 elevated air speed values [0.4, 0.8, 1.2 (m/s)]
— the SPLIT air-conditioner/refrigeration machine which is reproduced from (Boulinguez et al., 2023) and adapted to provide an adequate split between sensible and latent cooling energy

The exchange of information is relatively straightforward. At each time step, variables are exchanged between models to coordinate cooling-system operation. The building model provides indoor and outdoor environmental variables and occupancy data. With an uncontrolled scenario, cooling system setpoints are predefined and independent from indoor conditions. The controller activates them based solely on occupancy. For comfort-based scenarios, the controller determines whether to assess comfort conditions based on occupancy. Comfort evaluation can be implemented with any comfort model at the user's discretion. The controller decides whether to activate or not cooling systems based on a simple rule : "the less energy-intensive first". Windows are primarily used, then combined with fans, and only when it is not sufficient AC starts at the highest parameterised setpoints. Commands are sent back to the building energy model and the heat balance is solved. The next step is for the controller to determine whether to maintain the current state or to trigger a change in cooling-system operation. To avoid unrealistic command changes at each timestep, an realisatic action delay is applied to each system and set to 15 minutes, supported by field survey occupant informal feedback and proposed for demonstration here. At each time step, the system logs the comfort evaluation ($Comf$), windows fraction, fan states and consumption W_{cf}, and cooling system performance (including loads and compressor power W_{comp}) for the next control evaluation.

The proposed co-simulation framework is applied to a simple building model to illustrate its capabilities in this study. The building consists of a two-storey concrete house from the 1980s, converted into offices for an architecture agency. It is located by the sea in the south of La Réunion. Aside from the roofing, the building is primarily constructed of white painted-concrete and is poorly insulated. However, facades benefit from very good solar shading provided by awnings, shades, wood shutters, and dense tropical trees. The geometry comprises 5 zones : 3 office spaces, 1 meeting room, and 1 IT room. For the remainder of the study, we focus only on the MM Openspace office, the largest and most occupied office, which has windows, AC, and CF cooling systems.

The following two assumptions were made to prepare the model. The schedule of people's occupancy was assumed from interviews with all employees regarding their habits. Because office times are flexible, it was not possible to perfectly match the recorded conditions and the simulation for all weeks. Lighting control is manual in the office ; lighting was approximated using daylight at 400 lux (recommended for typing work). Internal heat gains are summarised in Table 1

Table 2 summarizes the simulated scenarios considered in this study. These cases represent

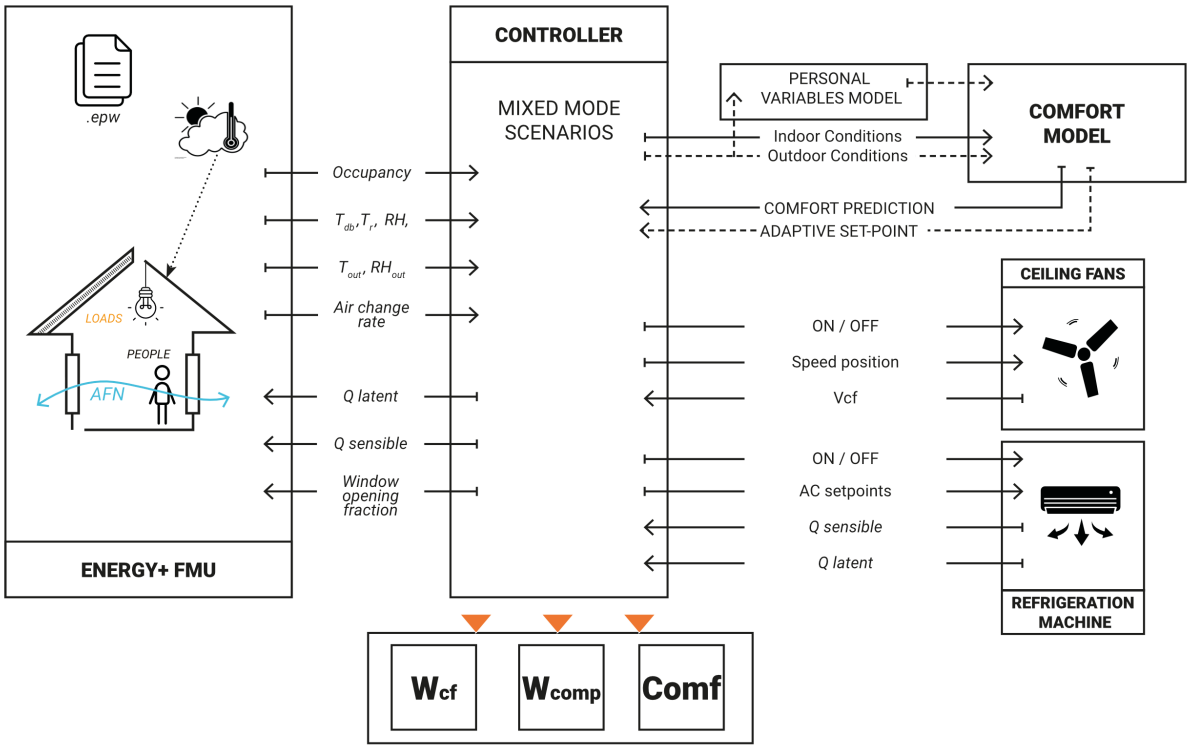


Figure 1 : *FMU-based co-simulation framework data exchange between submodels*

different operating strategies combining natural ventilation (NV), ceiling fans (CF), and air conditioning (AC). Two main categories are examined : basic uncontrolled cases and comfort-based control cases.

The uncontrolled cases represent simplified operating modes in which system settings are predefined and do not respond dynamically to indoor conditions. The first case, NV, corresponds to a naturally ventilated scenario assisted by a ceiling fan operating at a constant speed level of 2 (0.8 m/s), with no air conditioning. The AC-only cases (AC-26 and AC-27) represent fully air-conditioned operation with predefined thermostat setpoints of 26 °C and 27 °C, respectively, and no use of ceiling fans.

The mixed-mode uncontrolled cases combine ceiling fans and air conditioning with fixed settings. In these scenarios (MM-26 to MM-29), the ceiling fan operates at a constant speed level of 2, while the air-conditioning system maintains a fixed temperature setpoint ranging from 26 °C to 29 °C. These cases allow assessment of the interaction between mechanical cooling and air movement without system control.

In addition to these baseline scenarios, two comfort-based control cases are investigated. These scenarios implement adaptive control strategies where the operation of natural ventilation, ceiling fans, and air conditioning responds to thermal comfort conditions. The MM-SET case uses the two-node thermal comfort model of Gagge with the Standard Effective Temperature (SET) neutral comfort range as the control criterion. The MM-PMV case relies on the Predicted Mean Vote (PMV) model developed by Fanger, using the ISO neutral comfort range. In both cases, the ceiling fan speed can vary between levels 1 and 3, while the air-conditioning

Table 1 : *Internal heat gains*

Heat Gain	**Value**	**Occurrence**
Occupant(8 persons)*	113 W (sens/lat : 0.67/0.33)	7 :00–7 :30 : 25% 7 :30–8 :00 : 50% 8 :00–12 :00 : 100% 12 :00–14 :00 : 50% 14 :00–18 :00 : 50% 18 :00–18 :30 : 50% 18 :30–19 :00 : 25%
Screen/PC	2×30 W / 100 W (per person)	According to occupancy
Lighting	4 W.m^{-2}	According to occupancy, when < 400 lux
*Ceiling Fan**(2 units)*	14–39 W	According to building control

** Weekdays only*

*** All ceiling fans are identical, each with three speed settings.*

setpoint dynamically adjusts within a temperature range of 30 °C to 25 °C depending on the control logic.

Together, these scenarios provide a comparative framework to evaluate the impact of fixed versus comfort-driven control strategies on indoor thermal conditions and system operation.

Table 2 : *Basic simulated uncontrolled and comfort-based control cases (merged column)*

Case	**Scenario and control type**	**CF speed**	**AC setpoint**
NV	NV + CF — Uncontrolled	2	OFF
AC-26	AC — Uncontrolled	OFF	26
AC-27	AC — Uncontrolled	OFF	27
MM-26	CF + AC — Uncontrolled	2	26
MM-27	CF + AC — Uncontrolled	2	27
MM-28	CF + AC — Uncontrolled	2	28
MM-29	CF + AC — Uncontrolled	2	29
MM-SET	NV + CF + AC — Gagge, SET, Neutral range	[1-3]	[30°-25°C]
MM-PMV	NV + CF + AC — Fanger, PMV_{iso}, Neutral range	[1-3]	[30°-25°C]

3. RESULTS AND DISCUSSIONS

Figure 2 consists of two parts. The first part (top) is a stacked bar chart showing the distribution of predicted thermal sensations across different operating-strategy cases. Each bar corresponds to a strategy as referenced in table 2 and is divided into colored segments, each representing a range of predicted thermal sensations. Neutral sensations are shown in gray, while colors intensify toward red for warm sensations and blue for cold sensations. Reported predicted sensations are defined using Gagge's SET for uncontrolled scenarios, whereas they are evaluated using the corresponding thermal comfort implemented in the control logic for controlled scenarios (see table 2). The second part (bottom) is a stacked bar chart showing the normalized energy use (as a percentage of the most energy-intensive case) and the absolute

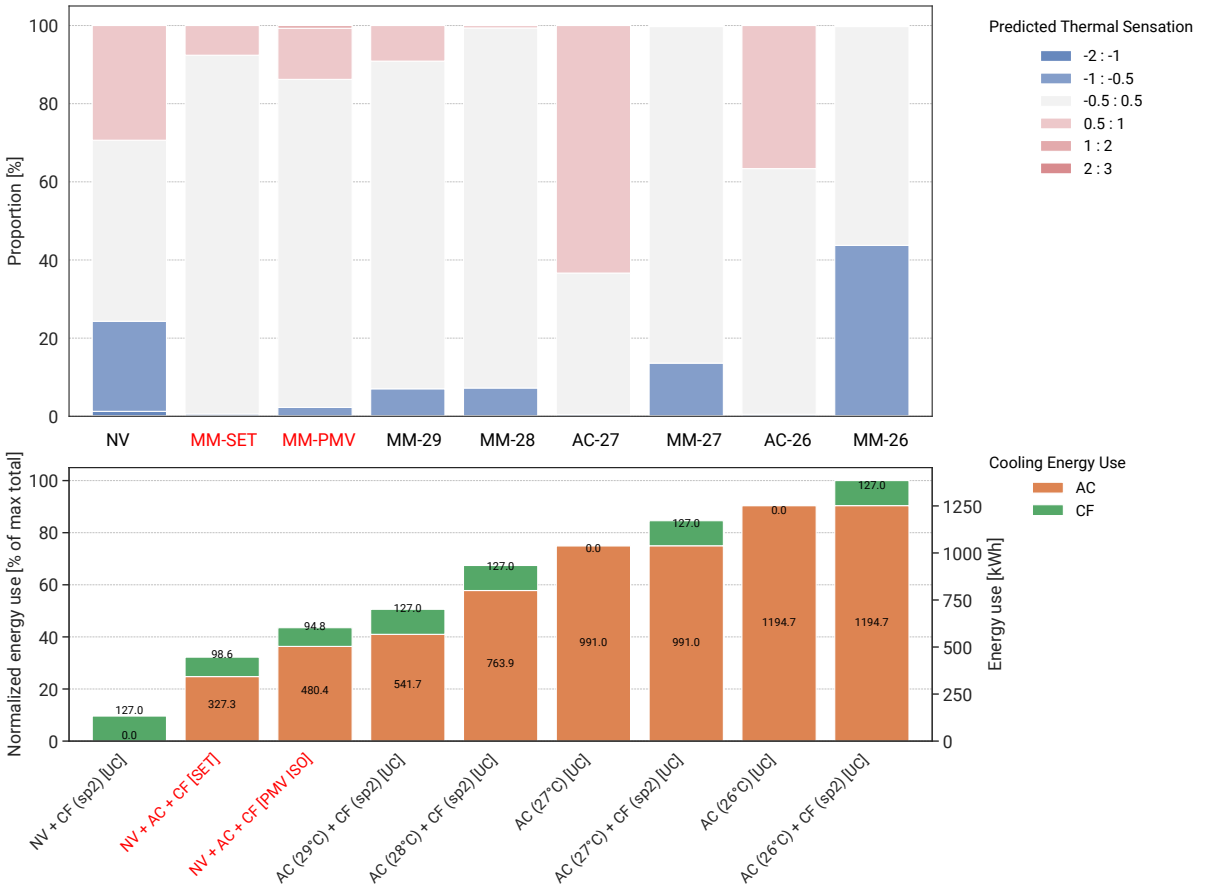


Figure 2 : Overview of cooling scenario comparison examples offered by the MM co-simulation framework

energy consumption (in kWh) for the air conditioner (AC) in orange and the ceiling fan (CF) in green in each scenario. The lower x-axis of the same plot repeats the cases with a summarized description. It indicates the comfort model ([SET], [PMV]) type for controlled MM scenarios, or the cooling system in use and the corresponding predefined setpoints for uncontrolled ([UC]) scenarios.

As specified in Table 2, several basic strategies are simulated using the MM framework as an example for this study. The results are shown for the climate of Saint-Pierre and for the summer and two mid-seasons. First of all, one can easily notice that the NV case (uncontrolled, with windows open all day long) obviously does not consume much (127 kWh) with only CF, but it does not have the expected neutral range of predicted thermal sensation for almost 50% of the time. 30% of the predicted vote is on the warm side and 22% on the cold side, implying that even a strong user involvement in CF and window management will not be sufficient to address extreme hot conditions. The conventional alternative implies the use of AC. Cases AC-26 and AC-27, which use AC at 26 °C and 27°C, respectively, show a high energy use of 1194 kWh and 991 kWh (1 °C setpoint corresponds to approximately 20% energy use reduction), while still not maintaining neutral SET conditions, and are even worse than the NV coupled with fans (NV case).

The joint use of AC and CF is a first step toward achieving comfortable conditions. MM-26, which uses AC at 26°C and is coupled to CF speed 2, is clearly beneficial, with a minor energy

penalty compared to AC-26 (+ 127kWh). However, the uncontrolled nature of the scenario leads to an uncomfortable shift in prediction toward the cold side. The best performance in the uncontrolled AC+CF scenario is achieved with MM-27 and MM-28 at an air velocity of around 0.8 m/s (speed 2). In those cases, no warm prediction arises. MM-29 is slightly less efficient, with approximately 8% warm prediction at an energy cost of 668 kWh, which is nearly half that of AC-26 (AC alone at 26°C).

Above all, uncontrolled scenarios are the most energy-consuming solutions. Implementing a comfort-based control using NV, CF, and AC in a cascade cooling strategy (MM-PMV and MM-SET) can reduce energy consumption by 14 to 37% (93 to 243 kWh) compared to an equivalent AC+CF-only solution, namely the MM-29 case. Both comfort-based controlled scenarios are 36 to 52 % better than the MM-28 one, considering an AC setpoint at 28°C and a ceiling fan offering 0.8 m/s. Furthermore, the choice of the comfort model greatly affects the final overall thermal sensation prediction and energy use, with the PMV-based control yielding up to 15 % warm prediction (compared to 7% with SET-based control) and overall 25% more energy use for cooling. It also highlights that the basic action-delay set time, together with the range of possible setpoints, requires further investigation to be implemented in the control logic to avoid uncomfortable drift between actions, aiming to restore a comfortable condition when outside the neutral deadband.

4. CONCLUSIONS

This study aims to propose a flexible simulation framework for mixed-mode cooling scenarios to fill a gap in tools for researchers and the AEC industry to model the full range of cooling-system combinations (AC, NV, CF,...). It proposes, as an illustration, to compare nine basic strategies, including the conventional active AC-only strategy, the passive NV+CF strategy, predefined MM strategy, and comfort-based controlled mixed-mode cooling one.

The latter category remains the best performer by far in both comfort and energy terms for our case study under tropical conditions. Plus, it highlights the overall overestimation of warm prediction and energy use of the normative PMV relative to the Gagge Standard Effective Temperature. An alternative uncontrolled strategy that combines AC and CF remains feasible, albeit at the cost of energy drift or cold-prediction drift. Important to note that using AC alone at a high setpoint (26 or 27°C) does not meet the neutral-condition requirements in our building.

At this stage, comfort-based control remains very basic and lacks evidence on how to define an appropriate setpoint range and anticipate warm-prediction drifts. Hence, the results of this study should not be generalized to other climates and building types. Nevertheless, the proposed simulation framework is promising. It enables exploration of any combination of cooling systems, the implementation of custom control via a Python interface, thereby connecting to open-source libraries, avoiding the cumbersome modelling in the EnergyPlus EMS native language. This approach provides an easy-to-implement, optimization-ready framework for further investigation, such as coupled cooling system sizing and control logic design linked to the real-world AEC industry requirements.

ACKNOWLEDGMENTS

This study is part of the ANR-funded COOLDOWN project.

REFERENCES

Atthajariyakul, S. and Lertsatittanakorn, C. (2008). Small fan assisted air conditioner for thermal comfort and energy saving in Thailand. *Energy Conversion and Management*, 49(10) :2499–2504.

Boulinguez, M. (2025). *Energy and Comfort Performance of Fan-Assisted Mixed-Mode Cooling : A Tropical Case Study*. PhD thesis, Univerity of La Reunion.

Boulinguez, M., Foucquier, A., and Castaing-Lasvignottes, J. (2025). Sensitivity analysis of Gagge's Standard Effective Temperature for fan-first cooling control strategy in tropical mixed-mode buildings. *Building and Environment*, 272 :112667.

Boulinguez, M., Marc, O., and Castaing-Lasvignottes, J. (2023). Development of a simplified model for evaluating refrigeration capacity and power consumption of air conditioning units based on heat exchanger entropic temperature definition. In *International Congress of Refrigeration 2023*, Paris.

Kent, M. G., Huynh, N. K., Mishra, A. K., Tartarini, F., Lipczynska, A., Li, J., Sultan, Z., Goh, E., Karunagaran, G., Natarajan, A., Indrajith, A., Hendri, I., Narendra, K. I., Wu, V., Chin, N., Gao, C. P., Sapar, M., Seoh, A., Shuhadah, N., Valliappan, S., Jukes, T., Spanos, C., and Schiavon, S. (2023). Energy savings and thermal comfort in a zero energy office building with fans in Singapore. *Building and Environment*, 243 :110674.

Malik, A., Bongers, C., McBain, B., Rey-Lescure, O., de Dear, R., Capon, A., Lenzen, M., and Jay, O. (2022). The potential for indoor fans to change air conditioning use while maintaining human thermal comfort during hot weather : An analysis of energy demand and associated greenhouse gas emissions. *The Lancet Planetary Health*, 6(4) :e301–e309.

Payet, M. (2022). *Simulation du comportement des usagers dans les bâtiments tertiaires à faible consommation énergétique, en zone tropicale*. PhD thesis, Université de la Réunion.

Payet, M., David, M., Lauret, P., Amayri, M., Ploix, S., and Garde, F. (2022). Modelling of occupant behaviour in non-residential mixed-mode buildings : The distinctive features of tropical climates. *Energy and Buildings*, 259 :111895.

Raftery, P., Cheung, T., Douglas-Jaimes, André, M., Li, J., Kent, M. G., , N. K., Sultan, Z., and Schiavon, S. (2023). *Fans for Cooling People Guidebook*. Center For Built Environment Berkley.

Rohles, F. H., Konz, S. A., and Jones, B. W. (1982). Enhancing Thermal Comfort with Ceiling Fans. In *Proceedings Human Factors Society–26th Annual Meeting*, page 6.

Sousa, J. (2012). Energy Simulation Software for Buildings : Review and Comparison. *International Workshop on Information Technology for Energy Applicatons - IT4Energy - Lisabon*.

Wetter, M. and Lorenzetti, D. M. (2021). EnergyPlusToFMU version 3.1.0 .

Génération de conditions limites urbaines et péri-urbaines réalistes pour un modèle de microclimat urbain méso-échelle

Léo Bourquin[1,2,4], Mathias Bouquerel[*1,4], Thierry Duforestel[1,4], Emmanuel Bozonnet[2,3,4]

[1] EDF R&D
EDF Lab les Renardières, Avenue des Renardières, 77250 Ecuelles Moret-Loing-et-Orvanne,
*mathias.bouquerel@edf.fr
[2] LaSIE UMR CNRS 7356
Avenue Michel Crépeau, 17042 La Rochelle Cedex
[3] IRSTV FR CNRS 2488
CENTRALE NANTES 1 Rue Noë – BP 92101 44321 Nantes
[4] Laboratoire Commun 4eV Lab ED & LaSIE

RESUME.
Urban Weather Generator (UWG), modèle de microclimat urbain largement approuvé par la communauté scientifique traite classiquement un domaine d'étude indépendamment de son environnement proche (ses quartiers adjacents). Cet article propose les premiers éléments d'une approche permettant d'intégrer l'influence des quartiers adjacents sur un domaine d'étude traité par UWG et ainsi de prendre en compte l'effet cumulatif de l'îlot de chaleur urbain (ICU). L'aire urbaine est divisée en secteurs concentriques autour d'un quartier cible. Chaque secteur est paramétré morphologiquement, avec des archétypes bâtis spécifiques alimentant les dictionnaires de paramètres d'UWG. Notre méthode définit une température rurale adaptée à chaque secteur selon sa position et le vent dominant évitant une référence unique décontextualisée spatialement. Une application en région parisienne est proposée : L'intensité de l'ICU croît progressivement des couronnes périphériques vers le centre-ville. Cette approche constitue une base pour intégrer l'influence des secteurs adjacents dans une étude énergétique détaillée d'un quartier donné.

MOTS-CLÉS : Ilôt de chaleur urbain, Microclimat urbain, Archétype de bâtiment

ABSTRACT.

The Urban Weather Generator (UWG), a widely approved urban microclimate model by the scientific community, classically treats a study area independently of its nearby environment (adjacent neighborhoods). This article proposes the first elements of an approach to integrate the influence of adjacent neighborhoods on a UWG-treated study area, thereby accounting for the cumulative urban heat island (UHI) effect. The urban area is divided into concentric sectors around a target neighborhood. Each sector is morphologically parameterized, with specific building archetypes feeding UWG input dictionaries. Our method defines a rural temperature adapted to each sector based on its position, dominant wind direction and intensity, and multiple weather stations, avoiding a single spatially decontextualized rural reference. An application in the Paris region is proposed. UHI intensity increases progressively from peripheral rings toward the city center. This approach provides a foundation for integrating the influence of adjacent sectors into detailed energy studies of a given neighborhood.

KEYWORDS: Urban Heat Island, Urban microclimate, Building archetypes

1. INTRODUCTION

L'îlot de chaleur urbain (ICU) est un phénomène bien établi, caractérisé par des températures d'air plus élevées dans les zones urbaines par rapport aux zones rurales avoisinantes (Oke 1982). Il modifie

le cycle diurne de la température de l'air avec notamment des pics d'intensité en fin de journée et la nuit. Ses causes sont nombreuses et largement décrites dans la littérature : stockage thermique dans les matériaux urbains, piégeage radiatif, diminution de la vitesse du vent, manque de végétation, etc… (Oke 1982). À l'échelle intra-urbaine, l'ICU n'est pas spatialement homogène : les contrastes thermiques peuvent atteindre plusieurs degrés sur quelques centaines de mètres, en fonction de la rugosité, de la densité bâtie et de la présence de végétation. De nombreuses études l'ont montré (Heusinkveld et al. 2014; Bernard et al. 2017), et soulignent le rôle majeur des espaces verts et de leur distribution dans l'atténuation des vagues de chaleur (Aram et al. 2019; Zhang et al. 2025).

Cette variabilité spatiale marquée n'est pas prise en compte par un modèle de canopée urbaine simplifié comme Urban Weather Generator (UWG) (Bueno et al. 2013) qui repose sur des conditions aux limites homogènes ou peu différenciées, généralement issues d'une seule station rurale. En particulier, UWG ne représente pas les échanges latéraux entre zones urbaines adjacentes. Cette hypothèse limite sa capacité à reproduire l'influence réelle des quartiers adjacents sur une zone donnée, pourtant déterminante pour les zones excentrées, situées en lisière urbaine ou proche d'espaces verts et points d'eau. Cet article propose une méthode automatisée pour générer des conditions aux limites urbaines et péri-urbaines, via des archétypes de bâtiments et une description morphologique du territoire. On propose également une méthode pour calculer la température rurale de référence du modèle UWG, plus représentative du contexte climatique régional. L'objectif final de ce travail est de modéliser conjointement toutes les zones générées par la méthode, mais sans modéliser explicitement les interactions elles.

2. OBJECTIFS DE RECHERCHE ET METHODE

Dans cette partie, on présente la méthodologie proposée pour générer des conditions aux limites réalistes autour d'une zone d'étude urbaine. L'objectif est de construire des dictionnaires d'entrée du modèle de microclimat UWG à partir de cartographies du territoire et d'archétypes de bâtiments.

2.1. APPROCHE PAR SECTEURS DIRECTIONNELS

Pour rendre compte de l'hétérogénéité spatiale de l'ICU, on découpe le territoire (la ville d'étude) en 8 secteurs directionnels (Nord, Sud, Est, etc…) organisés autour d'une zone d'étude dite « centrale ». Cette procédure peut être reproduite pour des couronnes géographiques de plus en plus étendues permettant de tenir compte non seulement de la variabilité morphologique du territoire, mais aussi des différentes typologies de bâti entre centre-ville et périphéries.

Pour chaque secteur, UWG génère un scénario annuel de température en calculant les valeurs horaires de température et d'humidité de l'air urbain à partir de données météos rurales. UWG utilise pour cela un modèle de canopée urbaine inspiré du modèle TEB (Masson 2000), relié à un modèle de couche limite urbaine simplifié. Le modèle nécessite plusieurs familles de paramètres en entrée, dont les caractéristiques morphologiques du territoire et la description du parc bâti, qui font l'objet des sections suivantes.

2.2. DESCRIPTION MORPHOLOGIQUE DU TERRITOIRE

La caractérisation morphologique repose sur le concept de Local Climate Zones (LCZ), défini par (I. D. Stewart et Oke 2012), décrivant des zones présentant une couverture de surface (densité, végétation,

etc..), une structure, des matériaux (hauteur bâtie, albedo, etc…) et une activité humaine uniformes. Plus précisément, on utilise une carte de LCZ du CEREMA d'un grand nombre d'aires urbaines françaises (« Dashboard - LCZ_SPOT_2022_Fr ») dérivée de la toolbox Urban Geoclimate (Bocher et al. 2018, 2021).

Dans la mise en œuvre opérationnelle de cette typologie, Bocher & al (Bocher et al. 2018) introduisent la Reference Spatial Unit (RSU), une grille irrégulière d'unités spatiales élémentaires sur lesquelles sont calculés des indicateurs morphologiques. Chaque unité est ensuite rattachée à une LCZ théorique en fonction de ses métriques. La figure suivante (Figure 1) montre le découpage en RSU de la ville de Paris et de ses alentours avec un exemple de découpage par secteurs autour d'une zone « centrale » (le point violet) à l'ouest de Paris.

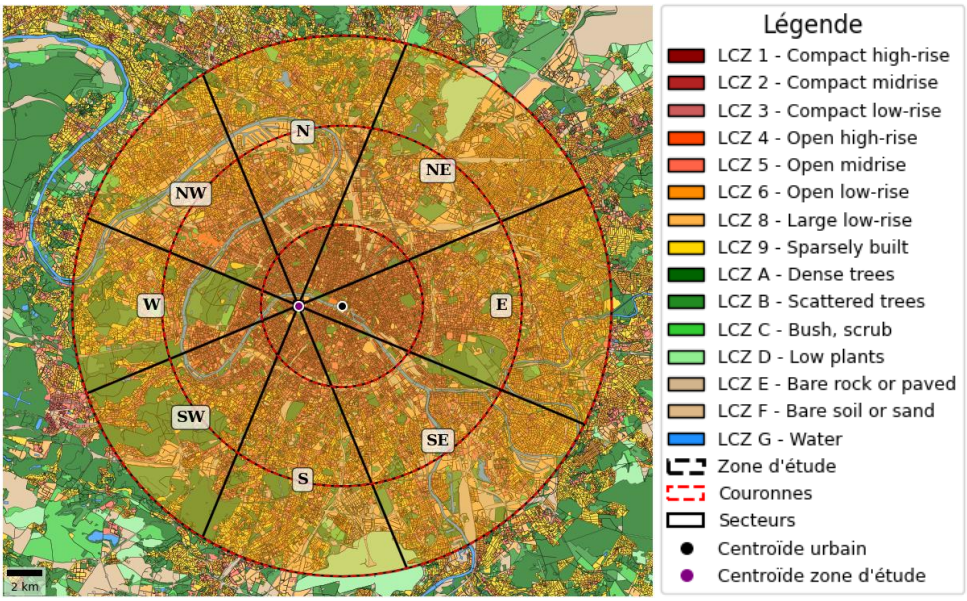


Figure 1: Cartographie LCZ d'un exemple de découpage du territoire. Les couronnes correspondent à la petite et grande couronne parisienne.

Chaque RSU, fournit des indicateurs morphologiques moyens (hauteur moyenne, densité de bâtiment, taux de végétation/végétation arborée, ratio surfaces verticales/horizontales) que l'on vient compléter avec des tables de valeurs moyennes des LCZ (Albedos, flux anthropiques, conductivités, épaisseurs) (I. D. Stewart et Oke 2012). Le tableau suivant présente les paramètres récupérés ou estimés (Tableau 1). Ces paramètres sont ensuite agrégés à l'échelle de la LCZ pour chaque secteur directionnel.

Nom du paramètre	Description du paramètre	Unité
H_{bld}	Hauteur moyenne des bâtiments	[m]
λ_p	Densité de bâtiment	[.]
σ_{veg}	Taux de végétation	[.]
$\sigma_{veg,tree}$	Taux de végétation arborée sur la végétation globale	[.]
λ_{wall}	Ratio entre les surfaces verticales et horizontales (recalculé avec Urban Geoclimate)	[.]
ρ_{road}	Albedo de la route / surface au sol (tiré des LCZ)	[.]
φ_{anth}	Flux sensible anthropique	[W/m^2]
λ_{road}	Conductivité thermique de la route (tiré des LCZ)	[W/m.K]
d_{road}	Epaisseur de la route	[m]

Tableau 1 : Paramètres morphologiques récupérés pour UWG

2.3. ARCHETYPES DE BATIMENTS

Pour décrire le parc de bâtiment, on vient lier la répartition des LCZ dans chaque secteur et chaque couronne à des archétypes de bâtiments personnalisés. Le découpage en couronnes concentriques permet de différencier les typologies de bâtiments du centre-ville de celles des périphéries.

Ces archétypes sont construits grâce au croisement de la base de données (BDD) DPE de l'ADEME avec les données résidentielles de l'INSEE (GitLab - Energy Performance, 2025). Le schéma suivant (Figure 2) présente la méthodologie appliquée à un exemple concret : Le secteur Est intra-muros de la Figure 1. Pour chaque secteur, on agrège les logements par classe DPE et par type (appartement/maison), puis on détermine une composition d'enveloppe à l'aide du U_{bat} moyen. Pour les LCZ 1 à 9 (à l'exception de la LCZ 8), on utilise la BDD. Pour les bâtiments tertiaires (associés à la LCZ 8), on crée un archétype personnalisé représentant un bâtiment bas et large (Stewart et Oke 2012). On montre un exemple de répartition sur la Figure 2 ci-contre.

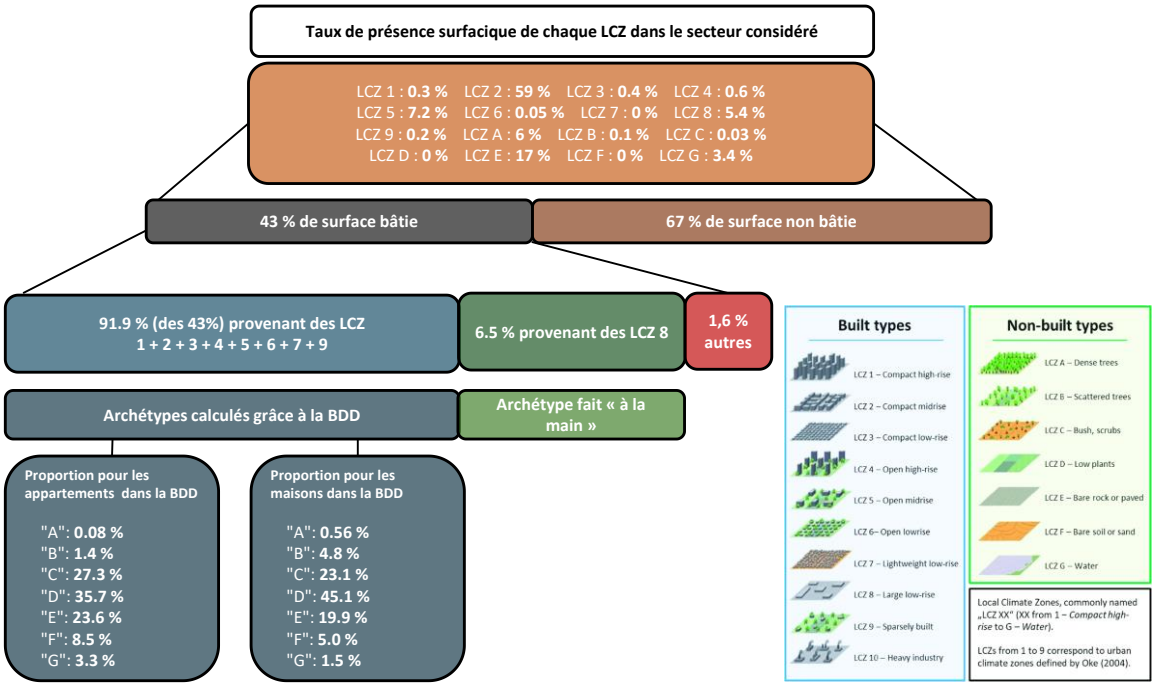


Figure 2: Méthodologie de création d'archétypes de bâtiment personnalisés

A noter que l'on néglige les bâtiments situés dans des LCZ non bâties (A, B, C, etc…). On « réattribue » le pourcentage résiduel dans les autres catégories de LCZ, proportionnellement à leur taux de présence dans le secteur en question.

2.4. METHODE PONDEREE POUR LE CALCUL DE LA TEMPERATURE RURALE DE REFERENCE

La plupart des modèles de microclimat urbain paramétriques tels qu'UWG ou TEB nécessitent en entrée une température rurale de référence, supposée représenter l'air « non perturbé » par l'urbanisation. Elle provient généralement d'une unique station périphérique. Cette simplification est problématique : la station n'est pas toujours réellement rurale, l'air mesuré n'est pas nécessairement celui advecté vers la ville selon le vent dominant, et la température rurale elle-même présente une hétérogénéité régionale pouvant atteindre 1–3 °C sur quelques kilomètres (Iain D. Stewart et al. 2014). Cette variabilité se répercute sur l'évaluation de l'ICU en fin de calcul et modifie également la température urbaine simulée. On détaille donc ici une méthode pour le calcul d'une température rurale de référence dite « pondérée ».

L'objectif est de calculer la température rurale qui passe effectivement au-dessus de la zone urbaine étudiée.

La méthode est représentée sur la Figure 3. On commence par calculer un vecteur vent moyen régional, à partir de plusieurs points de mesure ruraux :

$$\overrightarrow{U_{rur}} = \begin{cases} \frac{\sum_i V_i \, sin(a_i)}{n} = u \\ \frac{\sum_i V_i \, cos(a_i)}{n} = v \end{cases} \quad ; \quad a = arctan\left(\frac{u}{v}\right) \tag{1}$$

On note V_i l'intensité du vent mesurée à une station rurale et a_i l'angle entre le nord géographique et le vecteur vitesse de vent local (à la station rurale i). Les composantes u et v correspondent respectivement aux directions zonale et méridienne. On peut alors écrire :

$$T_{\text{rur}} = \frac{\sum_i w_i \, T_{\text{rur}_i}}{\sum_i wi} \quad avec \quad w_i = max(0, V_i \, cos \, \gamma_i) \tag{2}$$

En s'assurant que $\boldsymbol{i \in \{ i, \cos(\beta_i) > 0 \}}$. En d'autres termes, il faut s'assurer que le produit scalaire entre le vecteur vent moyen et le vecteur direction rural-urbain soit positif (que les vecteurs soient orientés dans le même sens). Avec T_{rur} la température rurale de référence. Cette méthode est inspirée des travaux de Vogel et Afshari (Vogel et Afshari 2020) et de leur méthode « upstream rural reference » ou « URR ».

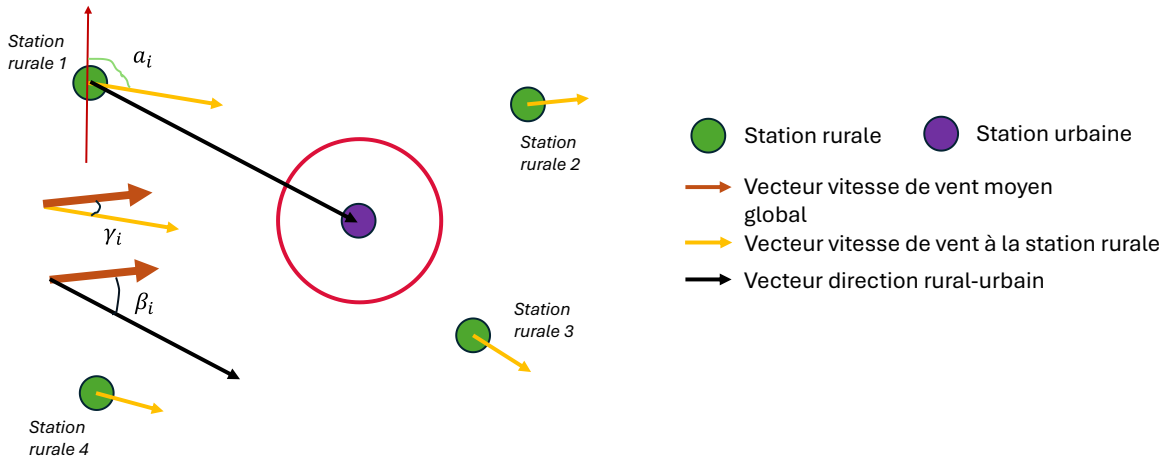


Figure 3: Méthode pondérée pour le calcul de la température rurale de référence à partir de plusieurs points de mesure

3. CAS D'ETUDE

3.1. LOCALISATION ET PARAMETRAGE DES ZONES

La méthode est évaluée à l'aide d'un cas d'étude à Paris. La zone centrale considérée sera un quartier de 500m par 500m à l'ouest de Paris et les secteurs directionnels étudiés seront ceux présentés auparavant (Figure 1). Les données météos proviennent du projet PANAME (« PANAME, 2022), une collaboration expérimentale menée par Météo-France et d'autres institutions publiques et privées, fournissant des données de température, de vent et d'humidité dans la région francilienne, via des stations IoT. Les stations météos rurales utilisées sont également représentées sur la Figure 4.

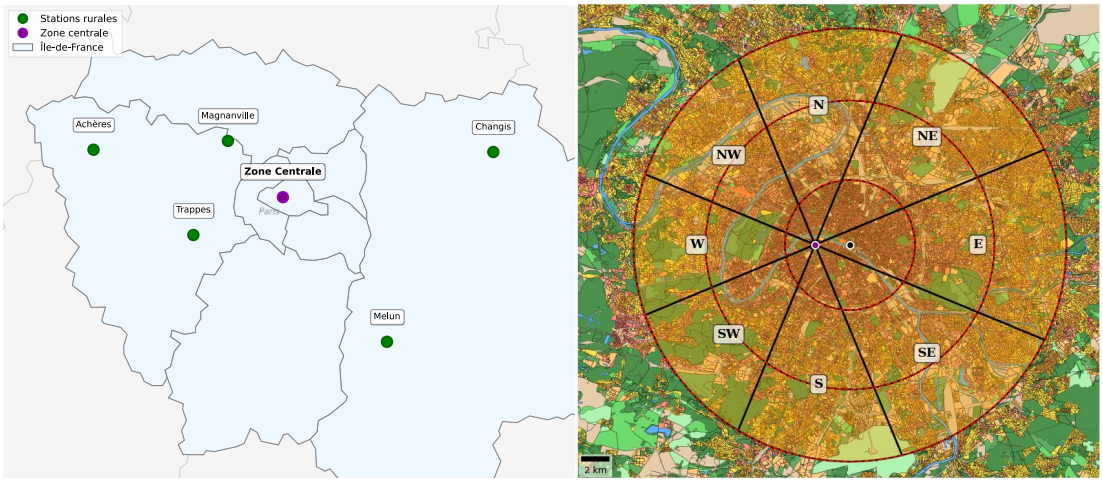


Figure 4: Localisation du cas d'étude et des stations météorologiques utilisées

En suivant la méthode décrite dans la partie précédente, on obtient le paramétrage pour nos 24 secteurs directionnels suivant 3 couronnes (Paris intramuros, la petite et la grande couronne). On en présente quelques-uns en exemple dans le tableau suivant (Tableau 2) :

Nom du secteur	H_{bld} [m]	λ_p [.]	λ_{wall} [.]	σ_{veg} [.]	$\sigma_{veg,tree}$ [.]
E_R1	14,3	0,43	1,01	0,18	0,73
E_R2	8,9	0,21	0,47	0,46	0,74
E_R3	7,3	0,18	0,36	0,47	0,70
NE_R1	15	0,44	1,00	0,16	0,68
NE_R2	10	0,23	0,36	0,30	0,63
NE_R3	7,2	0,16	0,25	0,44	0,56
NW_R1	15,6	0,40	1,18	0,13	0,72
NW_R2	13,1	0,39	0,67	0,32	0,76
NW_R3	7,4	0,38	0,32	0,38	0,65

Tableau 2 : Paramètres morphologiques de 9 secteurs. Les R_i correspondent aux couronnes ou ring en anglais (R1 = intramuros ; R2 = petite couronne ; R3 = grande couronne).

On propose d'étudier deux configurations : Une utilisant la méthode de calcul de température rurale de référence plus détaillée et une unique station rurale, Trappes. L'étude est faite sur l'année 2022.

3.2. RESULTATS

On propose d'observer l'hétérogénéité géographique de l'ICU, mais également l'impact de la méthode de calcul de la température rurale de référence sur l'ICU. Pour calculer l'ICU en post traitement et comparer nos deux méthodes de calcul, on sélectionne une température rurale commune à tous les cas : la température rurale calculée par notre méthode pondérée décrite au paragraphe 2.4, par rapport au centre de Paris. La figure suivante (Figure 5), présente l'ICU moyen annuel obtenu sur une année complète de simulation.

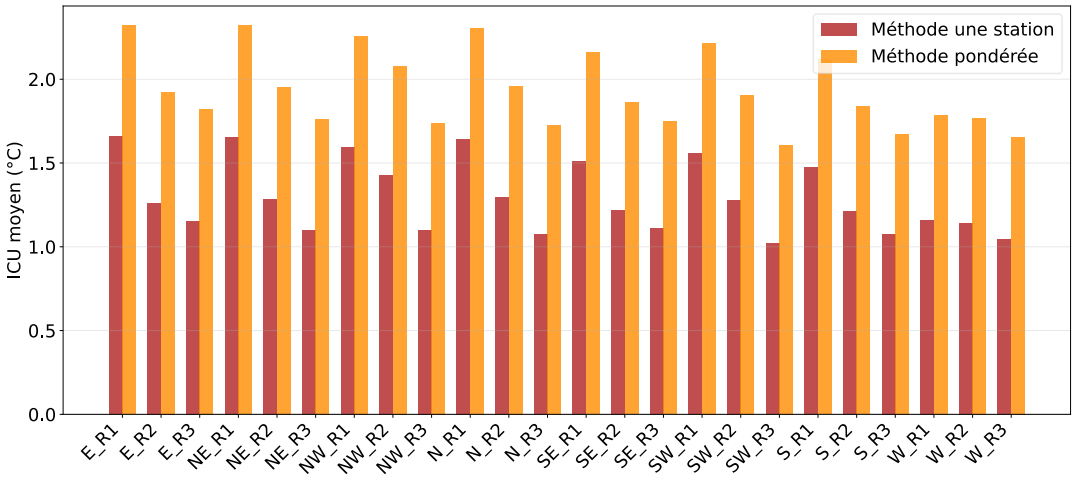


Figure 5 : ICU (°C) moyen annuel (> 0) pour les deux méthodes de température rurale de référence (Une station : Trappes, ou la méthode pondérée)

La méthode pondérée produit systématiquement un ICU supérieur de 0,6 à 0,7°C à la méthode utilisant uniquement Trappes, avec un écart identique entre les deux méthodes pour tous les secteurs. Les deux configurations capturent bien l'hétérogénéité spatiale des températures urbaines et le gradient centre-périphérie. Les valeurs d'ICU sont élevées, cohérentes pour le centre-ville durant l'année caniculaire 2022, mais surprenantes en couronne R3 car élevées. Les écarts intra-couronne restent faibles (0,1-0,3°C), reflétant l'homogénéité de Paris intramuros. Le secteur Ouest, moins dense (λ_p = 0,26), présente logiquement un ICU réduit.

Dans la figure suivante (Figure 6), le profil horaire moyen de ΔICU (différence entre méthodes pondérée et mono-station) sont confrontés aux profils moyens des écarts-types (standard mean deviation σ) de température et de vitesse du vent mesurés sur les cinq stations rurales utilisées dans l'étude.

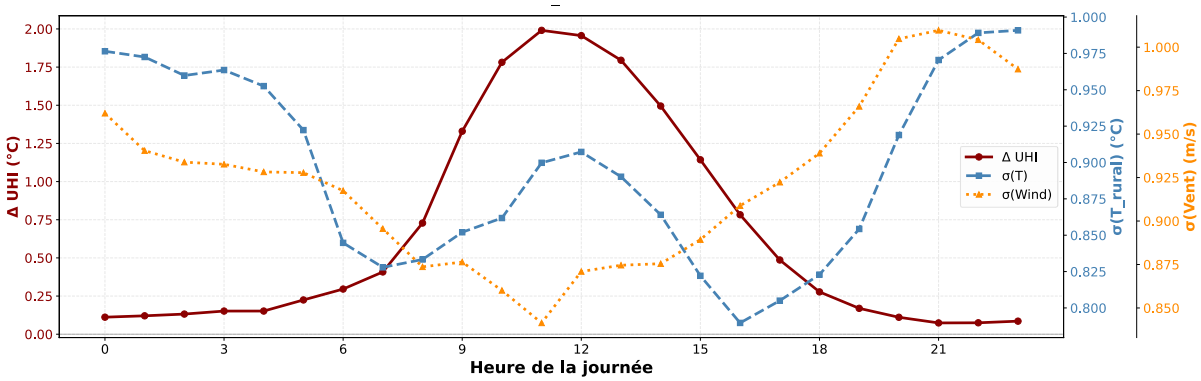


Figure 6 : Profils horaires moyens annuels des écarts types de températures d'air et de vitesse de vent des stations rurales vs différence d'ICU (UHI en anglais) entre les deux méthodes de calcul rural

De manière assez surprenante, le ΔUHI entre nos deux méthodes est minimal là où les écarts type de température et de vitesse de vent sont les plus forts. Notre approche vise à privilégier les masses d'air effectivement advectées vers la zone urbaine. En journée, lorsque les vents sont homogènes (σ(Wind) faible), la méthode sélectionne un ensemble stable de stations dont les poids varient peu. Les écarts maximaux de ΔUHI (~2°C à midi) s'expliquent alors par une divergence thermique locale (σ(T) élevé) entre les autres stations rurales et Trappes, qui se trouve systématiquement exclue ou sous-pondérée si

elle n'est pas dans l'axe dominant du flux diurne. À l'inverse, la nuit, l'hétérogénéité directionnelle des vents (σ(Wind) élevé, brises thermiques locales) traduit l'absence d'une advection régionale globale : les poids deviennent peu discriminants, la température pondérée tend vers une moyenne régionale, et l'écart avec la station de Trappes devient faible malgré un σ(T) élevé.

4. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Une méthodologie de génération de conditions limite urbaines et périurbaines a été développée. Bien que le modèle UWG soit utilisé de manière asynchrone pour générer chaque secteur, on constate une hétérogénéité spatiale cohérente de l'ICU. La méthode de calcul de la température rurale pondérée met en évidence un impact systématique sur l'intensité simulée de l'ICU (+0,6-0,7°C).

Cette méthodologie sera utilisée pour fournir des conditions limites cohérentes à un modèle UWG spatialisé où les secteurs pourront interagir entre eux dynamiquement. Le but de la démarche est de s'affranchir des conditions limites rurales et de considérer directement les secteurs adjacents à une zone d'étude donnée.

Une validation complémentaire pourra être menée en comparant les résultats à des observations disponibles sur des stations urbaines de référence, comme au Parc Montsouris, afin d'évaluer la capacité de la méthode à reproduire les niveaux absolus de température et d'ICU.

5. BIBLIOGRAPHIE

Aram, Farshid, Ester Higueras García, Ebrahim Solgi, et Soran Mansournia. 2019. « Urban green space cooling effect in cities ». *Heliyon* 5 (4): e01339. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e01339.

Arnfield, A. John. 2003. « Two Decades of Urban Climate Research: A Review of Turbulence, Exchanges of Energy and Water, and the Urban Heat Island ». *International Journal of Climatology* 23 (1): 1-26. https://doi.org/10.1002/joc.859.

Bernard, Jérémy, Marjorie Musy, Isabelle Calmet, Erwan Bocher, et Pascal Keravec. 2017. « Urban Heat Island Temporal and Spatial Variations: Empirical Modeling from Geographical and Meteorological Data ». *Building and Environment* 125 (novembre): 423-38. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.08.009.

Bocher, Erwan, Jérémy Bernard, Elisabeth Wiederhold, et al. 2021. « GeoClimate: A Geospatial Processing Toolbox for Environmental and Climate Studies ». *Journal of Open Source Software* 6 (65): 3541. https://doi.org/10.21105/joss.03541.

Bocher, Erwan, Gwendall Petit, Jérémy Bernard, et Sylvain Palominos. 2018. « A geoprocessing framework to compute urban indicators: The MApUCE tools chain ». *Urban Climate* 24: 153-74. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2018.01.008.

Bueno, Bruno, Leslie Norford, Julia Hidalgo, et Grégoire Pigeon. 2013. « The Urban Weather Generator ». *Journal of Building Performance Simulation* 6 (4): 269-81. https://doi.org/10.1080/19401493.2012.718797.

« Dashboard - LCZ_SPOT_2022_Fr ». s. d. Consulté le 13 mai 2025. https://cartagene.cerema.fr/portal/apps/dashboards/08066acd23974111be1584a5761fd6b9.

GitLab. 2025. « EnergyTransition / energy_performance_diagnosis · GitLab ». septembre 23. https://gitlab.com/energytransition/energy_performance_diagnosis.

Heusinkveld, Bert G., G. J. Steeneveld, L. W. A. van Hove, C. M. J. Jacobs, et A. a. M. Holtslag. 2014. « Spatial Variability of the Rotterdam Urban Heat Island as Influenced by Urban Land Use ». *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 119 (2): 677-92. https://doi.org/10.1002/2012JD019399.

Kousis, Ioannis, Ilaria Pigliautile, et Anna Laura Pisello. 2021. « Intra-Urban Microclimate Investigation in Urban Heat Island through a Novel Mobile Monitoring System ». *Scientific Reports* 11 (1): 9732. https://doi.org/10.1038/s41598-021-88344-y.

Oke, T. R. 1982. « The Energetic Basis of the Urban Heat Island ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 108 (455): 1-24. https://doi.org/10.1002/qj.49710845502.

« PANAME – PAris region urbaN Atmospheric observations and models for Multidisciplinary rEsearch ». s. d. Consulté le 24 janvier 2025. https://paname.aeris-data.fr/.

Stewart, I. D., et T. R. Oke. 2012. « Local Climate Zones for Urban Temperature Studies ». *Bulletin of the American Meteorological Society* 93 (12): 1879-900. https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00019.1.

Stewart, Iain D., T. R. Oke, et E. Scott Krayenhoff. 2014. « Evaluation of the 'Local Climate Zone' Scheme Using Temperature Observations and Model Simulations ». *International Journal of Climatology* 34 (4): 1062-80. https://doi.org/10.1002/joc.3746.

Vogel, Julian, et Afshin Afshari. 2020. « Comparison of Urban Heat Island Intensity Estimation Methods Using Urbanized WRF in Berlin, Germany ». *Atmosphere* 11 (12): 12. https://doi.org/10.3390/atmos11121338.

Zhang, Jinmeng, Peihao Wang, et Aibo Jin. 2025. « Multidimensional Characteristics of Urban Green Space and Its Impact in Mitigating Urban Heat Island Effects: A Case Study of Guangzhou ». *Scientific Reports* 15 (1): 39959. https://doi.org/10.1038/s41598-025-23773-7.

RESTRICTED

Confort thermique des usagers de tramway – expérimentations in situ

Soumia BOUSSALAH[1,2,*], Marika VELLEI[3,4], Christian BONEILL[2], François GARNICHE[2], Emmanuel BOZONNET[1]

[1] LaSIE UMR CNRS 7356, La Rochelle Université
Avenue Michel Crépeau, 17000 La Rochelle, France
[2] ALSTOM Groupe
site Aytré, Avenue du commandant Lysiack 17440 AYTRE, France
[3] Univ. Bordeaux, I2M UMR CNRS 5295
Bordeaux INP, F-33400, Talence, France
[4] Arts et Metiers Institute of Technology, I2M UMR CNRS 5295
Bordeaux INP, F-33400 Talence, France
***soumia.boussalah@alstomgroup.com**

RESUME. Le chauffage et la climatisation représentent 40 % de la consommation énergétique totale d'un tramway. Cette consommation est accentuée par les ouvertures fréquentes des portes (20 s chaque 2 min), l'isolation thermique limitée (3,5 (W/m2) /K), et la montée descente des passagers. Ces phénomènes thermiques ainsi que le ressenti des passagers sont transitoires alors que la norme ferroviaire EN14750 considère des conditions stabilisées. Cette étude vise à redéfinir le confort thermique des passagers dans un tramway. Un essai sur le terrain a été réalisé afin d'évaluer les conditions thermiques réelles à bord et la perception du confort par les usagers. La campagne d'essai a été réalisé en hiver sur deux tramways identiques avec des consignes de chauffage à 16 °C et 21 °C. Des capteurs ont permis de mesurer les variations spatiale et temporelle des conditions thermiques. Des questionnaires ont permis d'évaluer le profil et le ressenti des participants. Les résultats montrent que la différence de température entre la tête et les pieds constitue le facteur le plus déterminant dans la sensation thermique globale.

MOTS-CLÉS : Confort thermique, Conditions transitoires et hétérogènes, Tramways.

ABSTRACT. Heating and air-conditioning systems account up to 40 % of the total energy consumption of a tramway. This consumption is amplified by frequent door openings (20 seconds every 2 minutes), limited thermal insulation up to (3,5 (W/m2) /K), and the continuous boarding and unboarding of passengers. These thermal processes, as well as passengers' thermal sensation, are inherently transient and non-uniform, whereas the railway standard EN14750 assumes steady-state operating conditions. This study aims to redefine the thermal comfort of passengers in a tramway. A field test was carried out to evaluate the actual thermal conditions on board and users' perception of comfort. The test campaign was carried out in winter on two identical tramways with heating setpoints of 16 °C and 21 °C. Sensors were used to measure spatial and temporal variations of thermal conditions. Questionnaires were used to assess the participants' profiles and their perceived comfort. The results show that the temperature difference between the head and the feet is the most decisive factor in overall thermal sensation.

KEYWORDS : Thermal comfort, Transient and heterogeneous conditions, Tramways.

1. INTRODUCTION

Dans les transports publics, le confort thermique constitue un des facteurs clé de la satisfaction des passagers. Contrairement aux bâtiments et aux véhicules individuels, les tramways sont soumis à des perturbations dynamiques, telles que les variations d'occupation, les échanges d'air lors des ouvertures de portes et les contraintes liées à l'isolation thermique limitées, ce qui rend la distribution thermique

hétérogène [1], [2]. Ainsi, la plupart des approches d'évaluation du confort thermique reposent encore sur des indicateurs peu représentatifs de l'ambiance thermique réelle. Les critères de confort selon la norme EN14750-1 (cat.B) [3] ne considèrent que des valeurs stabilisées de température et de vitesse de l'air, ainsi que des conditions physiologiques stationnaires de l'usager. Or, les passagers sont soumis à des conditions thermiques caractérisées par de fortes dynamiques dues aux transitions entre l'extérieur et l'intérieur mais aussi à cause des variations de leur métabolisme entre l'attente, l'entrée et le temps de trajet dans le tramway. Les phénomènes transitoires qui caractérisent le confort thermique dans un tramway ne sont pas appréhendés. En effet, la majorité des études existantes portent sur les bâtiments ou les cabines de véhicules individuels, tandis que les données expérimentales dans les transports collectifs urbains restent limitées [4].Cette étude analyse l'effet de deux consignes de température (16 °C et 21 °C) sur le confort thermique des passagers dans une rame de tramway pendant une expérimentation in situ. Des mesures instrumentales détaillées ont été combinées à des enquêtes de perception subjective pour caractériser la relation entre l'ambiance thermique et la perception des passagers.

2. METHODOLOGIE

Pour évaluer les conditions thermiques réelles à bord d'un tramway et la perception thermique des usagers, une campagne d'essais a été menée le 15 février 2023 à La Rochelle en utilisant deux tramways identiques. L'objectif de cette expérience est de caractériser l'environnement thermique intérieur pour deux consignes (16 et 21 °C) afin d'évaluer les différences de confort thermique.

2.1. PRESENTATION DE CAS D'ETUDE ET INSTRUMENTATION

La campagne d'essai a été menée sur un tramway de la gamme Citadis d'ALSTOM de longueur totale (incluant les cabines de conducteur) de 33,5 m, largeur 2,4 m et hauteur sous plafond 2,5 m. Il se compose de plusieurs modules, motrices et caisses suspendues (Figure 1).

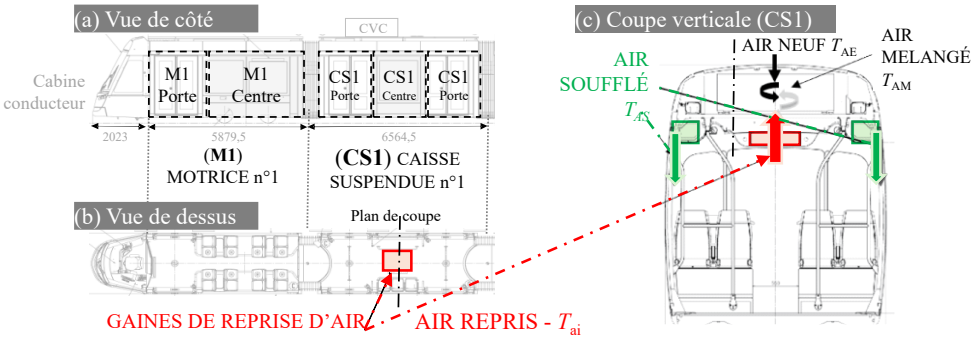


Figure 1 : Zones thermiques – vue de côté (a), dessus (b) et en coupe (c) du Tramway CITADIS

Le tramway est symétrique et équipé de deux unités de CVC situées au-dessus de chaque caisse suspendue (CS1 et CS2). La diffusion d'air conditionné se fait sur toute la longueur, et de chaque côté des voitures de tramway contrairement à la reprise qui se situe au centre sous les unités de CVC (Figure 1). Pour étudier l'ambiance thermique intérieure, une instrumentation a été mise en place d'une façon identique sur la motrice (M) et la caisse suspendue (CS) de chaque rame (Figure 2) : des capteurs de température d'air et de surface de type PT100, deux boules noires pour la température radiante, ainsi que des hygromètres TinyTag. L'instrumentation a été disposée de manière à limiter toute perturbation liée à la présence des participants. Les résultats présentés concernent uniquement les températures de l'air. Les températures radiantes n'ont pas été exploitées dans cette analyse, mais seront utilisées

ultérieurement pour le calcul d'indices de confort thermique. Les données d'hygrométrie et de vitesse de l'air n'ont pas pu être exploitées en raison de dysfonctionnements des capteurs.

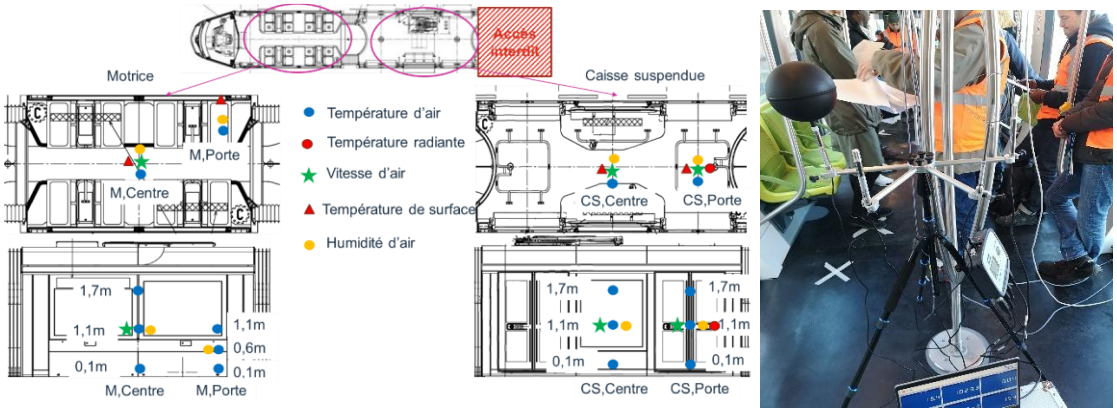


Figure 2 : Instrumentation intérieure

2.2. PARTICIPANTS ET QUESTIONNAIRE

Les participants sont des salariés d'Alstom ainsi que 8 étudiants de l'université de La Rochelle. Le nombre total de participants était de 39 personnes divisées en deux groupes (Tableau 1).

Tableau 1 : Répartition des participants à l'expérience

	Femmes	Hommes	Assis	Debout	20-40 (ans)	41-62 (ans)
21 °C	8	12	5	15	11	9
16 °C	7	12	6	13	9	10

Les participants sont habillés en adéquation avec la température extérieure (environ 7 °C). Le niveau d'habillement n'a pas été imposé aux participants (variable propre à chacun). Chaque participant évalue son ressenti thermique (questionnaire) en utilisant l'échelle du Tableau 2.

Tableau 2 : L'échelle de ressenti et sensation thermique

Sensation	Très froid(-3)	Froid(-2)	Légèr.froid(-1)	Neutre(0)	Légèr.chaud(1)	Chaud(2)	Très chaud(3)
Ressenti	Confortable (1)			Non Confortable (0)			

La question sur la perception d'un flux d'air a été demandée aux participants. Ils pouvaient ajouter des commentaires sur leur perception thermique et indiquer leur localisation dans la rame en utilisant un marquage au sol servant de repère. Cette information a ensuite été vérifiée en la confrontant au plan de la rame, afin de s'assurer de la cohérence de la position déclarée par le participant.

2.3. PROTOCOLE D'ESSAI

Pendant la phase de conditionnement, qui a duré environ 40 min et durant laquelle les participants ont été exposés aux mêmes conditions extérieures avant d'entrer dans le tramway. Les procédures expérimentales et les questionnaires ont été expliqués et distribués à l'extérieur, où les participants sont restés debout. Ils ont ensuite été répartis en deux groupes qui sont montés dans chacune des rames sans les informer des différences de température. Ils ont évalué leur ressenti thermique avant de monter à bord, dès l'entrée dans la rame et chaque 2 minutes pendant toute la durée de l'expérience (30 min), puis immédiatement après la descente. Au cours de l'expérience, les tramways sont restés à l'arrêt tout en maintenant les cycles d'ouverture de portes toutes les 2 minutes. Ainsi, les participants ont mis à jour leur ressenti thermique après chaque cycle de porte. Les réponses qualitatives ont été numérisées et regroupées par paramètre pour l'analyse comparative des deux groupes.

3. RESULTATS

L'instrumentation mise en place dans les rames, a permis de mesurer les températures intérieures à différents niveaux et différents emplacements. Ainsi nous avons obtenu la distribution spatiale et temporelle de la température dans les deux rames.

3.1. VARIATION TEMPORELLE DE L'AMBIANCE THERMIQUE DE LA VOITURE

L'évolution des températures d'air montre qu'à l'état initial de la première ouverture des portes pour permettre aux participants de monter dans les rames, les conditions intérieures n'étaient pas stabilisées, en particulier dans la rame chauffée à 21 °C (Figure 3).

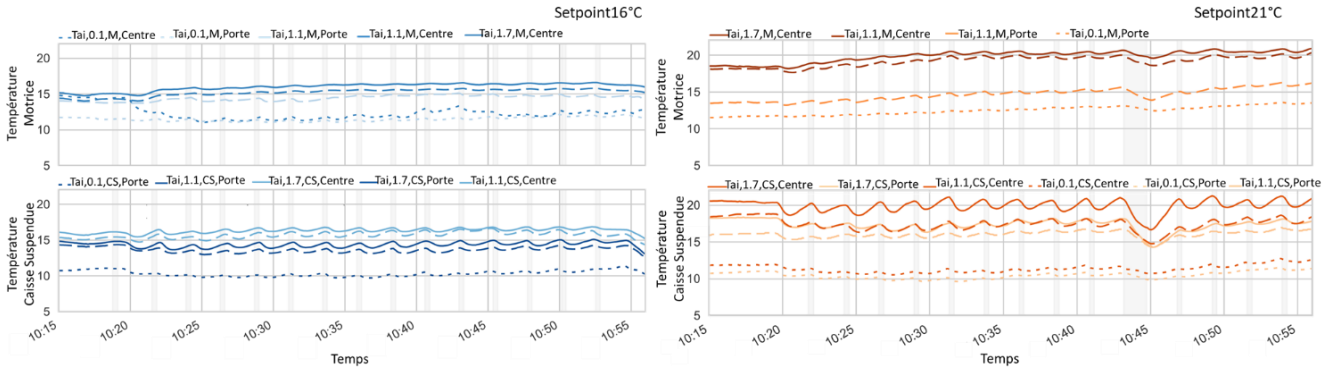


Figure 3 : Évolution de T_{AI} à 1,70 m (trait continu), 1,1 m (discontinu), et 0,1 m (pointillés) dans les rames à 21 °C (orange) et 16 °C (bleu) – zones Motrice (M) et Caisse suspendue (CS)

Nous constatons que T_{ai} suit les cycles d'ouverture de portes en bandes gris clair (Figure 3). Un dysfonctionnement dans la rame chauffée à 21 °C a prolongé une ouverture à 2 min au lieu de 20 s. Cet incident a impacté la température d'air puisque celle-ci a chuté de 2 °C dans la motrice et de 4 °C dans la caisse suspendue (CS). Cet écart de température entre la motrice et la CS est dû au nombre de portes présentes dans chaque voiture. Comme l'illustre la Figure 1, la CS possède deux portes contre une seule pour la motrice. La remontée rapide de T_{ai} après cet incident confirme la réaction efficace des unités de CVC, avec une température de soufflage moyenne de T_{AS} = 33 °C dans la rame chauffée à 21 °C. Avant cet incident de porte, nous constatons que le régime est quasiment établi entre 10h30 et 10h42. En effet, les T_{ai} oscillent autour des mêmes valeurs malgré les cycles de portes qui continuent. En plus l'écart de température entre les différentes hauteurs a tendance à se stabiliser aussi pendant cette période. Nous constatons que la rame chauffée à 16 °C présente une distribution de température plus homogène que celle à 21 °C. L'écart moyen de T_{ai} entre la motrice et la CS n'étant que de 2 K.

3.2. DISTRIBUTION SPATIALE DE L'AMBIANCE THERMIQUE DE LA VOITURE

La Figure 4 permet de visualiser la variabilité verticale et horizontale de températures auxquelles étaient exposés les participants (seule la mesure à 0,1 m dans la Caisse Suspendue centrale [CS_Centre] est manquante en raison du dysfonctionnement du capteur). Nous observons Figure 4 que la température d'air est plus homogène dans la rame chauffée à 16 °C avec un gradient horizontal de 2,3 K contre 4,8 K dans la rame à 21 °C. Ce gradient horizontal représente l'écart entre les températures d'air mesurées à 1,1 m du sol. Bien que la température d'air soit plus homogène dans la rame à 16 °C que dans celle à 21°C, il existe un écart entre les valeurs de T_{ai} mesurées à 0,1 m et celles de 1,1 m et 1,7 m. Ceci engendre un gradient vertical qui est plus ou moins élevé en fonction de la localisation. En effet, le gradient

vertical est plus haut au niveau de la CS en comparaison de M. Ceci est valable plus particulièrement pour la rame à 21 °C, puisqu'il passe de 8,8 K au niveau de CS_Centre à 2,2 K au niveau de M_Porte.

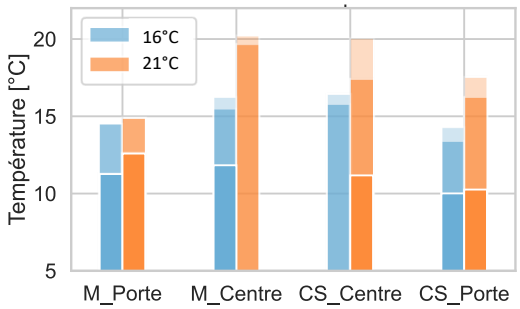


Figure 4 : Valeurs moyennes de T_{AI} de 10h30 à 10h42 (période stabilisée) – à 1,70 m (transparent), 1,1 m (semi- transparent), et 0,1 m (opaque) – zones Motrice (M) et Caisse suspendue (CS) dans les rames à 16 °C (bleu) et 21 °C (orange).

3.3. RESSENTI THERMIQUE DES PASSAGERS

Pour comprendre l'influence de la distribution spatiale et verticale de la température sur le ressenti thermique des participants, nous avons tracé les courbes de leur ressenti thermique dans les deux rames comme illustré dans la Figure 5 et Figure 6 suivantes en fonction de leur genre et de leur posture. Le ressenti thermique des participants avant d'entrer dans la rame était froid. Dès l'entrée dans la rame, ce ressenti est amélioré pour devenir neutre. Les participants ont gardé ce ressenti thermique neutre (-1, +1) pendant les premières 20 min de l'expérience avant de se dégrader notamment dans la rame chauffée à 21 °C au moment de l'incident de la porte ouverte plus longtemps. Durant toute la durée de l'expérience, les femmes avaient un ressenti thermique plus froid que les hommes. Néanmoins, l'écart entre les hommes et les femmes est plus prononcé dans la rame chauffée à 21 °C.

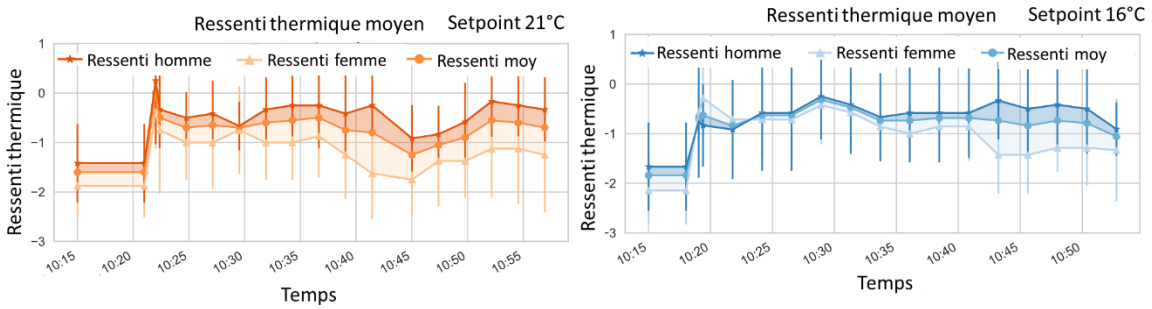


Figure 5 : Ressenti thermique moyen fonction du genre – rames à 16 °C (bleu) et 21 °C (orange).

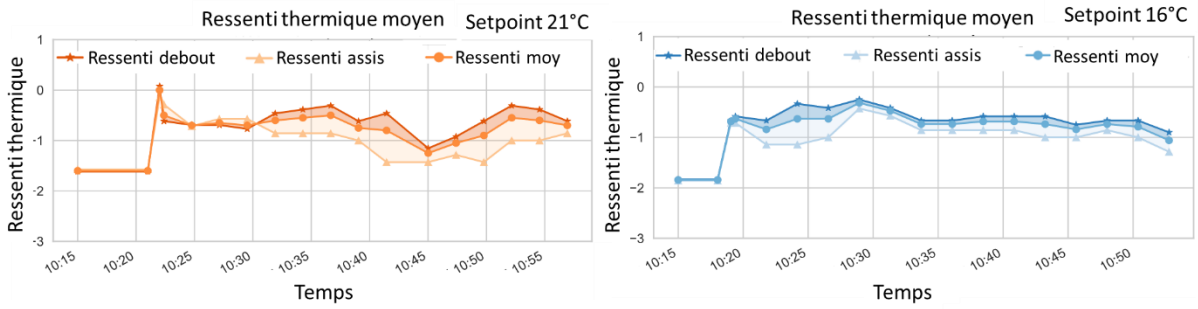


Figure 6 : Ressenti thermique moyen fonction de la posture

Avant d'entrer dans les rames, les participants étaient debout et avaient le même ressenti thermique. Pendant les 10 premières minutes, il n y'a pratiquement pas d'écart entre les personnes assises et debout dans la rame à 21 °C contrairement à la rame à 16 °C. Ensuite, le ressenti thermique des personnes assises devient moins élevé que celui des personnes debout. Néanmoins l'écart est plus prononcé dans les rames chauffées à 21 °C. Pour exclure l'incident de la porte ouverte longtemps dans la rame chauffée à 21 °C. Nous avons tracé le ressenti et le confort thermique moyen des participants dans les deux rames pendant la période stabilisée et nous avons obtenu les courbes présentées dans la Figure 7 suivante.

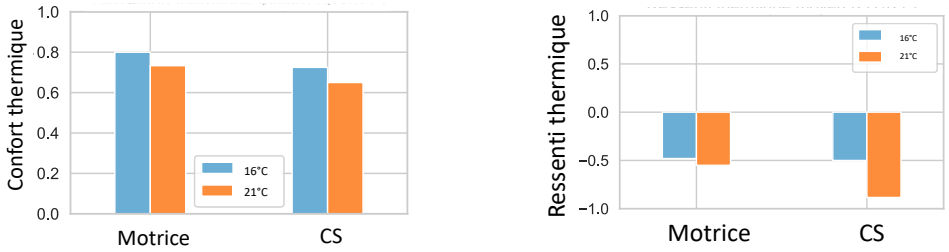


Figure 7 : Confort et ressenti thermique moyen – rames à 16 °C (bleu) et 21 °C (orange).

Le confort et ressenti thermique moyen correspond à une moyenne temporelle des réponses individuelles, collectées toutes les 2 minutes. Tous les participants ayant fourni le même nombre de mesures, les données ont été combinées afin d'obtenir une valeur moyenne globale représentative de l'ensemble de l'expérience. Les participants ont évalué la motrice plus confortable que la CS dans les deux rames. Le groupe de la rame chauffée à 16 °C a apprécié plus son environnement en comparaison du groupe de la rame chauffée à 21 °C. Néanmoins, l'écart entre la sensation thermique moyenne des deux groupes reste proche dans la motrice. Le ressenti thermique du groupe de la rame à 16 °C est globalement neutre. Alors que celui du groupe de la rame à 21 °C dépend davantage de la localisation. En effet, ce ressenti est neutre dans la motrice alors qu'il est légèrement froid dans la CS.

4. DISCUSSION

4.1. EFFET DE LA CONSIGNE DE TEMPERATURE SUR L'AMBIANCE THERMIQUE DE LA VOITURE

Les résultats obtenus montrent que la consigne de température plus basse conduit à un environnement thermique plus homogène et une réduction du gradient vertical. Seulement quelques études ont montré que, selon la configuration de ventilation et la position des diffuseurs, un soufflage plus froid par le plafond peut améliorer l'homogénéité thermique en renforçant le mélange de l'air [5], [6]. Ce phénomène est particulièrement pertinent dans le contexte des transports collectifs, où les ouvertures fréquentes de portes induisent des entrées d'air froid et des perturbations thermiques transitoires, susceptibles de modifier les mécanismes de convection naturelle et la distribution verticale de la température. Dans ce cadre, une température de soufflage plus basse contribue à limiter la stratification thermique et à améliorer l'homogénéité thermique dans les voitures de tramway.

4.2. EFFET DE L'AMBIANCE THERMIQUE SUR LE CONFORT THERMIQUE DES PASSAGERS

L'ambiance thermique à l'intérieur d'un tramway constitue un facteur déterminant du confort perçu par les usagers. La température de l'air, la vitesse d'air, l'humidité relative et la température radiante influencent directement la sensation thermique des passagers. La norme telle que l'ASHRAE Standard 55[7], souligne l'importance de limiter les gradients thermiques et les asymétries locales afin d'éviter l'inconfort .Elle préconise une limite de 3 K entre la tête et les pieds afin de satisfaire au moins 95% de

la population. La norme ferroviaire EN14750-1 [3] considère le gradient vertical de température de 8 °C comme la limite à ne pas dépasser pour garantir le confort thermique aux passagers. Les gradients verticaux obtenus dans notre étude varient en fonction de la localisation et de la consigne de température comme indiqué dans la figure 5. Avec la consigne à 21 °C la température de soufflage est de 33 °C et le gradient vertical varie entre 2,2 K et 8,8 K. Avec la consigne à 16 °C, le soufflage passe à 21 °C et le gradient entre 3,2 K et 4,4 K. Le ressenti passagers est alors plus favorable. Cette perception peut s'expliquer par l'interaction de plusieurs facteurs complémentaires, notamment : (1) L'homogénéité thermique de la rame ; (2) La température de soufflage moins élevée. En effet, plusieurs personnes du groupe de la rame à 21 °C ont mentionné dans leurs commentaires avoir la tête chaude et les pieds froids – ce gradient de température a été perçu par les participants comme inconfortable ; et (3) La température ambiante plus élevée dans la rame à 21 °C accentue la perception thermique de l'air froid à travers les portes ce qui rend ces conditions inconfortables.

Dans un environnement de transport dynamique et transitoire, l'influence des paramètres individuels sur le confort thermique est significative, car les passagers n'ont ni le même niveau d'activité, ni le même niveau d'habillement, ni la même sensibilité aux variations rapides. Nous avons constaté que les femmes sont plus sensibles aux variations de température en rentrant dans la rame. De plus leur ressenti thermique été globalement moins élevé que celui des hommes. En effet, des transitions thermiques rapides peuvent générer des surréactions physiologiques qui modifient la sensation thermique indépendamment de la température moyenne [8].Par ailleurs, il est établi que, dans des environnements transitoires semblables au tramways (ouvertures de portes, fluctuations de température), les mécanismes de réponse thermique dynamique influencent significativement la sensation perçue, ce qui ne peut être pleinement appréhendé par les méthodes statiques classiques telles que PMV/PPD [9], [10]. Une tolérance thermique élevée et des plages d'acceptabilité plus larges que celles généralement retenues pour des espaces plus stables sont observées dans des études sur les métros. Ce qui suggère que l'adaptation et l'hétérogénéité des profils jouent un rôle majeur dans la perception du confort en transport [4]. La posture constitue par ailleurs un paramètre essentiel, car le niveau de métabolisme d'une personne assise est inférieur à celui d'une personne debout. Ainsi son ressenti thermique est moins élevé comme nous l'avons observé dans nos résultats.

5. CONCLUSION

Cette étude a permis de caractériser expérimentalement l'ambiance thermique intérieure de deux rames sous deux consignes de température différentes et d'analyser leur impact sur la perception du confort thermique des usagers. Les résultats mettent en évidence que la température de soufflage d'air influence directement l'homogénéité thermique et les gradients verticaux, et que le confort thermique dans un tramway ne dépend pas uniquement de la température d'air moyenne, mais également de sa distribution verticale. Les mesures réalisées montrent que les gradients verticaux moins élevés permettent une perception de confort thermique plus favorable, même dans un contexte caractérisé par des perturbations transitoires telles que les ouvertures de portes.

L'étude souligne par ailleurs l'importance des paramètres individuels (genre et posture) dans la perception thermique, confirmant ainsi que le confort thermique en transport collectif résulte d'une interaction complexe entre facteurs environnementaux et individuels. Ces observations suggèrent que l'optimisation des stratégies de régulation HVAC dans les véhicules de transport ne doit pas se limiter

à une consigne de température unique, mais intégrer des objectifs d'homogénéité thermique et de réduction des asymétries locales.

En perspective, les résultats mettent en lumière une limite des normes ferroviaires actuelles. Bien qu'elles intègrent des paramètres environnementaux (vitesse d'air, température de l'air, humidité relative et gradient de température), reposent majoritairement sur une approche stationnaire et accordent une place plus d'importance à la température ambiante moyenne, alors que les environnements de transport sont dynamiques et transitoires. L'importance observée des gradients verticaux de température suggère que l'évaluation du confort ne peut se limiter à un indicateur moyen, mais devrait intégrer aussi la distribution verticale. Dans cette optique, le développement de modèles de confort thermique dynamiques et hétérogènes, capables de prendre en compte la stratification thermique et les réponses physiologiques transitoires des usagers, constitue un axe de recherche prometteur.

6. BIBLIOGRAPHIE

[1] C. Wang *et al.*, « Thermal environment and thermal comfort in metro systems: A case study in severe cold region of China », *Build. Environ.*, vol. 227, p. 109758, janv. 2023, doi: 10.1016/j.buildenv.2022.109758.

[2] R. Hamidi Jahromi, S. Di Fraia, N. Massarotti, et A. Mauro, « Air quality and thermal comfort conditions in train cabins: a systematic review », *Energy Build.*, vol. 354, p. 116998, mars 2026, doi: 10.1016/j.enbuild.2026.116998.

[3] M. Lerouge, « Membres de la commission de normalisation », p. 25.

[4] T. Zou, J. Guan, Y. Wang, F. Zheng, Y. Lin, et Y. Zhao, « Research on the Thermal Comfort Experience of Metro Passengers Under Sustainable Transportation: Theory of Stimulus-Organism-Response Integration with a Technology Acceptance Model », *Sustainability*, vol. 17, nº 1, p. 362, janv. 2025, doi: 10.3390/su17010362.

[5] X. Wu, H. Gao, M. Zhao, J. Gao, Z. Tian, et X. Li, « Experimental Study of Indoor Air Distribution and Thermal Environment in a Ceiling Cooling Room with Mixing Ventilation, Underfloor Air Distribution and Stratum Ventilation », *Buildings*, vol. 13, nº 9, p. 2354, sept. 2023, doi: 10.3390/buildings13092354.

[6] J. Lyu, X. Feng, Y. Cheng, et C. Liao, « Experimental and numerical analysis of air temperature uniformity in occupied zone under stratum ventilation for heating mode », *J. Build. Eng.*, vol. 43, p. 103016, nov. 2021, doi: 10.1016/j.jobe.2021.103016.

[7] « ANSI/ASHRAE Addendum a to ANSI/ASHRAE Standard 55-2020 ».

[8] M. Vellei, « Derivation and validation of a whole-body dynamic mean thermal sensation model », *Build. Environ.*, vol. 256, p. 111469, mai 2024, doi: 10.1016/j.buildenv.2024.111469.

[9] F. Tartarini et S. Schiavon, « Comparative analysis of PMV Models accuracy implemented in the ISO 7730:2005 and ASHRAE 55:2023 », *Build. Environ.*, vol. 275, p. 112766, mai 2025, doi: 10.1016/j.buildenv.2025.112766.

[10] M. Vellei, R. De Dear, J. Le Dreau, et J. Nicolle, « Thermal alliesthesia under whole-body step-change transients », *E3S Web Conf.*, vol. 396, p. 01003, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202339601003.

Analyse de l'impact des changements climatiques sur les rigueurs climatiques estivale et hivernale en France métropolitaine *via* l'étude de l'évolution des degrés-jours passés et futurs sur la période 1920-2100

Jean-Baptiste Bouvenot*[1], Emma Renard[1,2], Cédric Beaumont[2] et Edouard Walther[1]

[1] INSA Strasbourg, Laboratoire ICube,
24 Boulevard de la Victoire, 67000, Strasbourg
[2] Costic, 102 Route de Limours, 78470 Saint-Rémy-Lès-Chevreuses
***jean-baptiste.bouvenot@insa-strasbourg.fr**

RESUME. Cette publication propose une analyse originale sur les indicateurs des degrés jours de chauffage DJC et de refroidissement DJR depuis 1920 jusqu'à nos jours. Cette analyse se concentre sur les 8 villes références des 8 zones climatiques françaises auxquelles s'ajoutent 2 villes (Paris et Strasbourg). Plusieurs modèles de courbes de tendance sont testés et montrent un point de rupture autour des années 1980 à partir duquel une nette accélération s'est opérée. Les courbes de tendance obtenues pour chaque ville sont ensuite extrapolées et comparées à des fichiers météo prédictifs en considérant les scenarios SSP4,5 et SSP8,5 du GIEC. L'étude montre que la trajectoire actuelle de ces indicateurs pour chaque ville suit le scenario SSP8,5 pour les DJC. L'étude quantifie également l'écart de rigueur climatique entre les zones péri-urbaines et urbaines. En particulier, l'étude fait apparaître un effet d'îlot de chaleur en périodes hivernale et estivale avec un écart de l'ordre de 10% sur les DJC et 20 à 40% sur les DJR. Enfin, l'étude démontre que ces écarts entre zones péri-urbaines/rurales et urbaines tendent à se réduire voire s'annuler à l'horizon 2100.

MOTS-CLÉS : Changements climatiques ; Degrés jours ; Îlots de chaleur

ABSTRACT. This publication offers an original analysis of heating degree day HDD and cooling degree day CDD indicators from 1920 to the present day. The analysis focuses on 8 reference cities in 8 French climate zones, plus 2 additional cities (Paris and Strasbourg). Several trend curve models are tested and show a turning point around the 1980s, after which a clear acceleration occurred. The trend curves obtained for each city are then extrapolated and compared with predictive weather files, taking into account the IPCC's SSP4.5 and SSP8.5 scenarios. The study shows that the current trajectory of these indicators for each city follows the SSP8.5 scenario for HDD. The study also quantifies the difference in climate severity between rural or peri-urban and urban areas. In particular, the study reveals a heat island effect in winter and summer with a difference of around 10% in HDD and 20 to 40% for CDD. Finally, the study shows that these differences between peri-urban/rural and urban areas tend to decrease or even disappear by 2100.

KEYWORDS : Climate changes; Degree days; Heat Island

1. INTRODUCTION

Les changements climatiques en cours essentiellement depuis le milieu du XXème siècle ont déjà de forts impacts à différents niveaux et notamment sur les bâtiments en termes de consommations énergétiques et de confort. En particulier, un réchauffement globalisé conduit potentiellement à des baisses de consommations de chauffage combinée à des hausses de consommations en lien avec le refroidissement et à une accentuation des phénomènes d'îlot de chaleur urbain. En particulier, ces changements climatiques font émerger des problématiques en lien avec le confort d'été. Les températures augmentent depuis la première révolution industrielle et ont subi une accélération

significative autour de l'année 1980 suite au développement économique exceptionnel lors des 30 Glorieuses (1945-1975) qui ont vue l'essor des énergies fossiles associé à des émissions de gaz à effet de serre GES très importantes (voir Fig. 1).

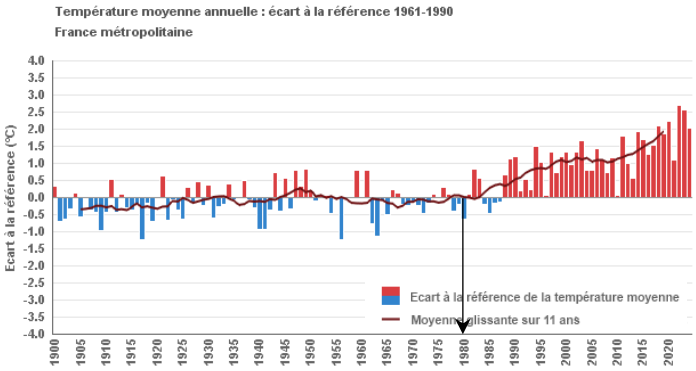


Figure 1 : Evolution des températures moyennes extérieures en France Métropolitaine depuis 1900 (MeteoFrance, Climat HD 2026)



Figure 2 : Définition des zones climatiques françaises (Source : infoenrgie.eu)

Cette hausse des températures généralisée va avoir un impact sur les consommations énergétiques des bâtiments via l'évolution des rigueurs climatiques hivernales (baisse) et estivale (hausse). Ces rigueurs climatiques vont être caractérisées ici par les indicateurs des degrés jours de chauffage (DJC) et de refroidissement (DJR). Cette étude propose une analyse des données passées et futures sur une période globale de 2 siècles sur les 8 zones climatiques françaises (*cf* Fig. 2) afin d'anticiper l'impact de ces changements climatiques sur les bâtiments d'un point de vue énergétique.

2. METHODE

La méthode proposée consiste d'abord à analyser les données issues du portail open source de Météo France (MeteoFrance, Les données publiques sur la météo et le climat 2026) remontant à la fin du XIX^{ème} siècle pour certaines villes. Sur la base des températures minimum (*TN*) et maximum (*TX*) quotidiennes, les indicateurs des degrés jours de chauffage (DJC, en base 18°C) et de refroidissement (DJR, en base 18°C) sont calculés selon les équations 1 et 2.

$$\begin{cases} Si\ TN > 18 \rightarrow DJC = 0 \\ Si\ TX < 18 \rightarrow DJC = 18 - \dfrac{TN + TX}{2} \\ Si\ TX > 18 > TN \rightarrow DJC = (18 - TN)\left(0{,}08 + 0{,}42\dfrac{18 - TN}{TX - TN}\right) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} Si\ TX < 18 \rightarrow DJR = 0 \\ Si\ TN > 18 \rightarrow DJR = \dfrac{TN + TX}{2} - 18 \\ Si\ TX > 18 > TN \rightarrow DJR = (TX - 18)\left(0{,}08 + 0{,}42\dfrac{TX - 18}{TX - TN}\right) \end{cases} \quad (2)$$

La base de calcul (18°C) peut être questionnée, notamment pour l'été et du fait de bâtiments valorisant davantage les apports gratuits pour les DJC. Cependant, une même base permet d'établir des tendances globales et conserver la même base pour le calcul des DJC et DJR permet une continuité dans les données et de couvrir l'ensemble des données météorologiques. Il est également délicat de corréler

des besoins de refroidissement avec cet indicateur uniquement, en raison notamment de l'influence du rayonnement solaire (Mattia De Rosa 2015) ou de l'inertie, mais cet indicateur a le mérite de simplement faire état d'une rigueur climatique et d'être généralisable. Cette méthode est souvent considérée dans la littérature comme (Petri 2015) pour les Etats-Unis ou (Christenson 2006) pour la Suisse et demeure la référence. Enfin, la prise en compte d'une même base pour les DJC et DJR permet de couvrir l'intégralité des données météorologiques (chaque valeur journalière sera considérée soit pour les DJC ou les DJR). Cependant, peu d'auteurs proposent à la fois une étude historique remontant au début du XIX^{ème} siècle (Petri *et al.* remontent à 1980 pour les USA) et une étude prospective en considérant les scénarios climatiques du GIEC à l'horizon 2100. Ensuite, des fichiers météo futurs sont générés grâce à l'outil *Meteonorm* en considérant les scenarios d'évolution sociaux économiques du GIEC SSP-8,5 (développement toujours fondé sur les énergies fossiles (« business as usual »)) et SSP-4,5 (scénario intermédiaire considérant une réduction modérée des GES) aux horizons 2060 et 2100.

3. EVOLUTION DES DEGRES-JOURS

3.1. DEGRES-JOURS DE CHAUFFAGE DJC

L'évolution des DJC a été tracée sur la figure 3 de 1920 à 2025. Des régressions linéaires utilisant la méthode des moindres carrés ont été utilisées sur chaque période avant et après 1980. D'une part, c'est le modèle mathématique qui fonctionne le mieux statistiquement (coefficients R^2) et cela permet de prendre en compte l'année pivot où le réchauffement s'est accéléré. Christenson *et al.* (Christenson 2006) ont quant à eux considéré cette accélération en 1983 pour la Suisse. Des travaux récents de Foster *et al.* (G. Foster 2026) ont également montré les différentes accélérations des hausses de température sur les dernières décennies au niveau mondial. Les valeurs correspondant au climat futur ont également été tracées en considérant le scénario SSP-8,5. Enfin, on peut remarquer des évolutions stables voire surprenamment croissantes pour la période avant 1980. Il s'avère que sur cette période, à l'échelle nationale (*cf* Fig. 1) ou mondiale (G. Foster 2026), un léger et ponctuel refroidissement a été constaté.

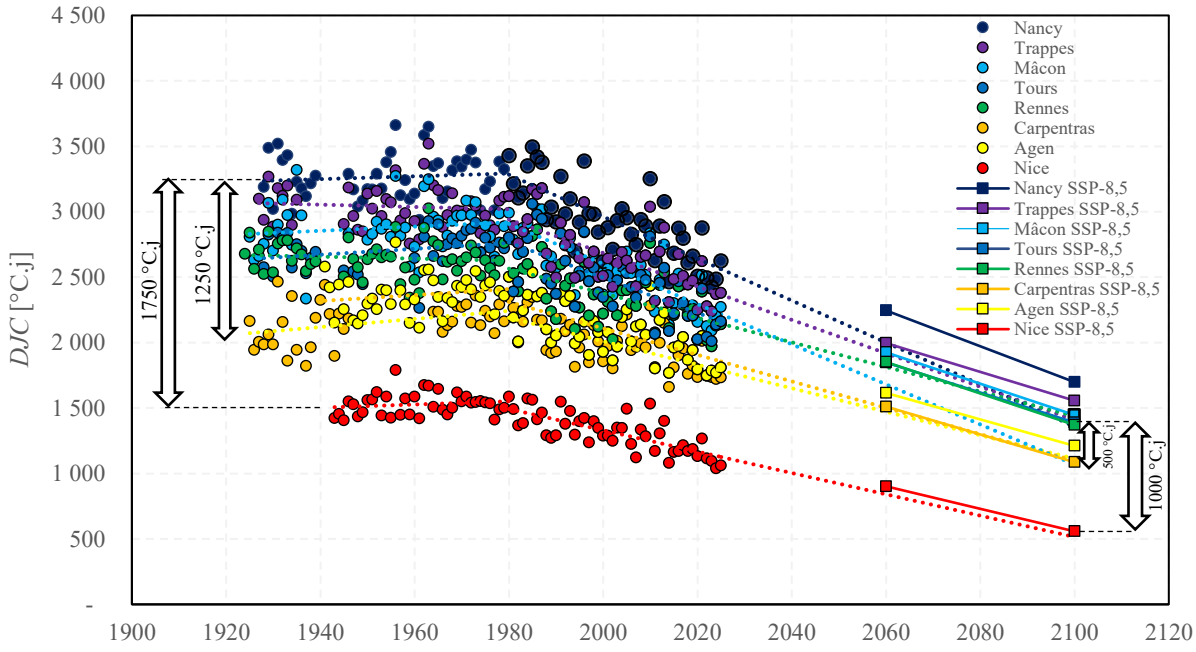


Figure 3 : Variation et projection des DJC des 8 villes représentant les 8 zones climatiques françaises.

On peut d'abord remarquer qu'en moyenne, les extrapolations des régressions linéaires à partir de l'année 1980 correspondent au scénario du GIEC SSP-8,5 en termes de valeurs et de trajectoire. L'extrapolation fonctionne particulièrement bien pour les villes du Sud de la France mais moins pour les villes à climat froid (Nancy, Trappes et Mâcon). Ensuite, à l'horizon 2100, on constate une homogénéisation de la rigueur climatique avec une amplitude de DJC divisée par 2 environ (*cf* Fig. 3). Cette homogénéisation se traduit de plus par un rapprochement des zones climatiques par rapport aux valeurs de DJC puisqu'à horizon 2100, hormis la zone H3 (Nice), l'amplitude se tient en seulement 500°C.j contre 1250 °C.j en 1980. Il s'agit vraisemblablement d'une limite de l'indicateur (saturation), il sera davantage pertinent de parler d'homogénéisation des besoins de chauffage. Ces résultats incitent à requestionner les définitions actuelles de zones climatiques (leur nombre notamment) servant de base au dimensionnement des systèmes de CVC et aux calculs de consommations énergétiques des bâtiments réglementaires. Enfin, en 2100, la rigueur climatique hivernale de villes comme Nancy, Trappes, Tours ou Rennes seront équivalentes à celle de Nice au début 1900. Les pentes ont été caractérisées en pertes de DJC par an et en % par an en prenant comme référence la valeur de DJC en 1980 pour chaque ville.

Ville	**Agen**	**Carpentras**	**Mâcon**	**Tours**	**Nancy**	**Nice**	**Trappes**	**Rennes**	
R^2	0,433	0,423	0,600	0,475	0,581	0,560	0,461	0,307	-
Pertes annuelles	-10,1	-9	-15,3	-13,5	-16	-8,1	-12,8	-9,4	DJC/an
Pertes relatives annuelles	-0,46	-0,39	-0,53	-0,49	-0,49	-0,54	-0,44	-0,37	%/an/DJC1980

Tableau 2 : Pertes de rigueur climatique hivernale absolues et pertes relatives annuelles pour chaque zone climatique française (entre 1980 et 2025).

Même si Nice est la ville où la pente est la plus faible, c'est la zone climatique qui voit sa rigueur climatique relative diminuer le plus rapidement (-0,54%/an). Cependant, on constate malgré tout une certaine homogénéité avec un taux de décroissance d'environ 0,5%/par an pour chaque ville.

3.2. DEGRES-JOURS DE REFROIDISSEMENT DJR

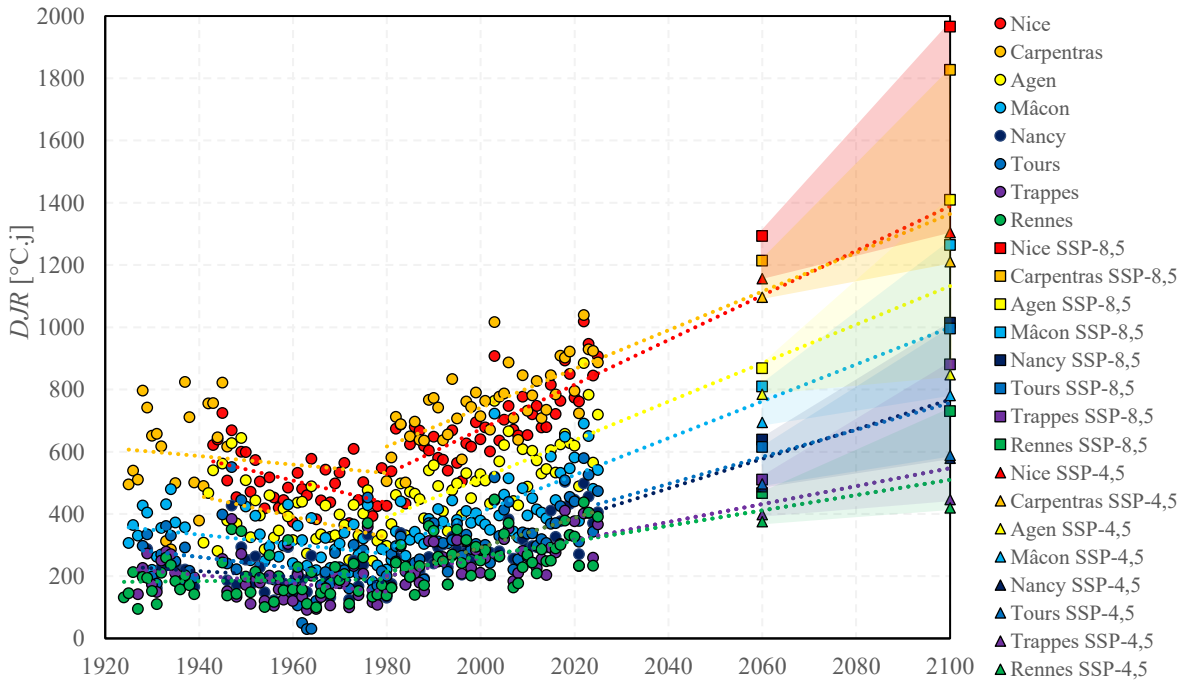


Figure 4 : Variation et projection des DJR des 8 villes représentant les 8 zones climatiques françaises.

L'évolution des DJR historiques et futurs a été tracée sur la figure 4 de 1920 à 2025 et de 2025 à 2100. Des extrapolations linéaires ont été établies de nouveau à partir d'une année pivot considérée à 1980. Cette fois, les scenarios SSP-8,5 et SSP-4,5 ont été considérés car il s'avère que les projections linéaires à 2060 reproduisent les résultats issus des fichiers météo futurs pour le scenario SSP-8,5, cependant, ces fichiers prédisent des DJR significativement plus élevés à l'horizon 2100 avec des valeurs moyennes se situant entre ces 2 scenarios. A l'inverse de la saison hivernale, cette fois, l'amplitude de la rigueur climatique estivale augmente selon les zones climatiques avec des pentes cette fois plus hétérogènes. Ces pentes ont été caractérisées en gains de DJR par an et en % par an en prenant comme référence la valeur de DJR en 1980 pour chaque ville.

Villes	**Agen**	**Carpentras**	**Mâcon**	**Tours**	**Nancy**	**Nice**	**Trappes**	**Rennes**	
R^2	0,483	0,489	0,477	0,399	0,501	0,586	0,280	0,185	-
Gains annuels	+6,19	+6,23	+5,93	+4,33	+4,75	+7,17	+2,89	+2,46	DJR/an
Gains relatifs annuels	+1,59	+1,01	+2,06	+1,83	+2,41	+1,36	+1,44	+1,15	%/an/DJR1980

Tableau 2 : Gains de rigueur climatique estivale absolus et gains relatifs annuels pour chaque zone climatique française (entre 1980 et 2025).

Même si la rigueur climatique estivale (DJR) évolue plus rapidement dans les villes du Sud (Nice, Agen, Carpentras), l'impact en terme relatif est sensiblement plus important dans les villes du centre et du Nord. C'est notamment la ville de Nancy qui subit le plus important changement en raison d'une rigueur climatique initiale très faible.

4. DJC+DJR

Dans la littérature, différents auteurs étudient l'évolution de l'indicateur défini comme la somme des DJC et DJR ((Petri 2015) (Sylvain Cros 2025)) afin d'établir des tendances de consommations énergétiques globales en supposant que les besoins énergétiques des bâtiments sont corrélés à cet indicateur (ce qui reste discutable). Les figures 5 et 6 déterminent l'évolution de cet indicateur pour 2 villes Nice (zone H3) et Nancy (zone H1) ainsi que les projections futures en utilisant le scenario SSP-8,5 pour 2060 et 2100. Le scenario SSP-8,5 a été utilisée également pour le calcul DJR par soucis de cohérence bien que l'étude précédente ait montré qu'un scenario intermédiaire (entre SSP-8,5 et 4,5) serait davantage judicieux.

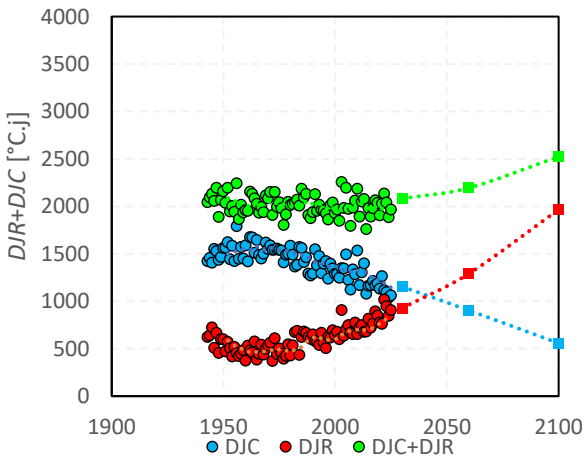


Figure 5 : Evolution de l'indicateur DJC+DJR pour Nice.

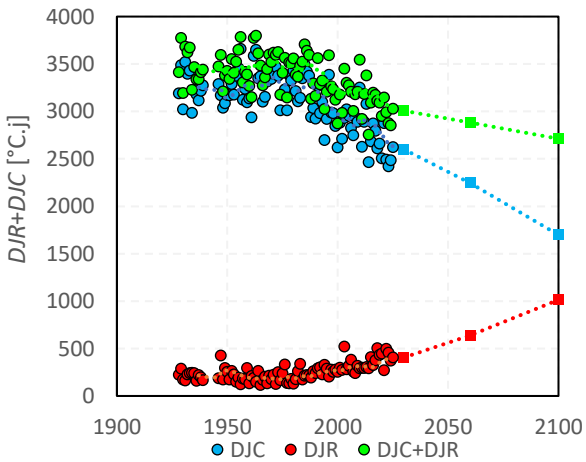


Figure 6 : Evolution de l'indicateur DJC+DJR pour Nancy.

En analysant les données pour les 8 villes, 2 tendances se dégagent avec soit un indicateur DJC+DJR qui augmente du fait d'une rigueur climatique estivale évoluant plus rapidement que la rigueur climatique hivernale (Nice, Agen et Carpentras), soit un indicateur qui diminue du fait d'une rigueur climatique estivale évoluant certes rapidement mais restant relativement faible devant la rigueur climatique hivernale déclinante mais dominante (voir Fig. 5 et 6). Seule la ville de Mâcon voit son indicateur être relativement stable à l'horizon 2100. Ce sont les villes de Rennes (2100 °C.j) et Carpentras (2914 °C.j) qui présentent les valeurs extrêmes à l'horizon 2100. On peut remarquer également que cet indicateur tend à s'uniformiser avec des valeurs par exemple similaires entre Nice (2524 °C.j) et Nancy (2712 °C.j) à l'horizon 2100 où les besoins en rafraîchissement et en refroidissement des bâtiments vont s'en doute supplanter les besoins en chauffage. Dans le cas de Nice, la rigueur climatique va donc dépasser la rigueur climatique hivernale autour de 2040, et à l'horizon 2100, l'enjeu principal portera sur le confort estival avec des DJC environ égales à 500 °C.j correspondant à des hivers doux et très courts (équivalent à des villes comme Almeria en Espagne ou Palerme en Sicile). Pour Nancy, alors qu'initialement, la rigueur climatique estivale était négligeable, celle-ci resterait minoritaire mais équivalente à la rigueur climatique hivernale déclinante ce qui va imposer de requestionner la manière de construire et rénover les bâtiments ainsi que le choix des systèmes de CVC afin d'assurer le confort hivernal et estival.

5. MICRO CLIMAT URBAIN

Parmi la base de données historiques à disposition, il s'avère que 2 villes (Paris et Strasbourg) présentent des stations météorologiques à la fois dans des centre urbains (respectivement au parc Montsouris et au Jardin Botanique) et dans des zones péri-urbaines voire rurales (respectivement Orly Aéroport voire Trappes pour Paris et Entzheim-Aéroport pour Strasbourg). La figure 7 présente l'évolution des DJC et DJR en zones urbaines par rapport aux DJ provenant des stations de référence en périphérie des villes.

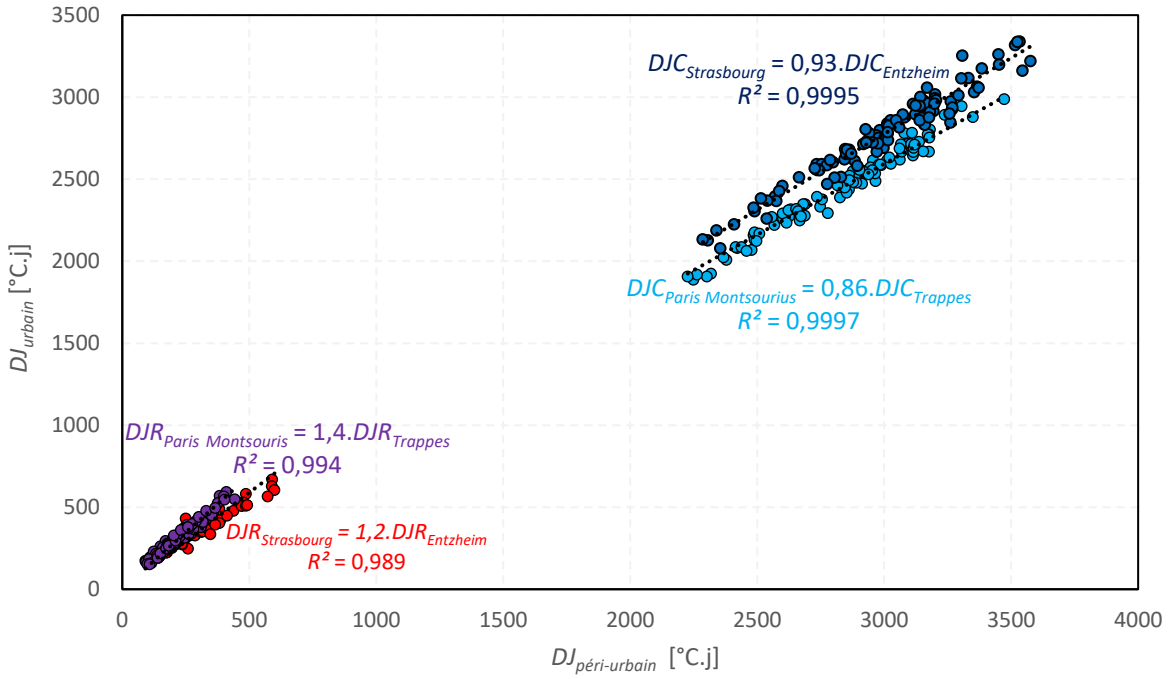


Figure 7 : Evolution des DJC et DJR des centre villes par rapport aux zones péri-urbaines voires rurales.

Pour chaque ville, des corrélations statistiquement robustes (R^2>0,98) sont établies et démontrent une relation de proportionnalité entre les rigueurs climatiques en zones urbaines (centre-ville) et en zones périphériques (banlieue en dernière couronne ou aéroport). L'effet d'îlot de chaleur est marqué que ce soit en période hivernale ou estivale. Cependant, l'effet d'îlot de chaleur urbain demeure le plus significatif en période estivale avec un facteur 3 par rapport à la différence relative (-7% en hiver et +20% en été à Strasbourg et -14% en hiver et +40% en été pour Paris). Ces résultats permettent de requestionner le recours à des fichiers météorologiques qui sont plutôt représentatifs d'environnements péri-urbains ou ruraux, alors que l'essentiel des consommations énergétiques en lien avec les bâtiments se produit dans des zones urbaines. Ensuite, la figure 8 détaille les évolutions pour la région de Strasbourg. Cette figure montre que sur les 45 dernières années, en considérant une année pivot à 1980, les rigueurs climatiques tendent à se rapprocher. Pour expliquer cela, d'une part, l'urbanisation progressive de cette zone tend à transformer le territoire d'Entzheim en zone péri-urbaine voire urbaine. Ensuite, l'intensité du réchauffement climatique diminuant par exemple l'évapotranspiration de la végétation peut également conduire à ce résultat faisant perdre cet effet aux zones rurales en période de sécheresse notamment. Enfin, la figure 8 met en évidence l'anomalie climatique de 2003 et montre d'abord que les années 2020 ont déjà atteints des niveaux équivalents en termes de DJR (2018, 2022 et 2023) et que la projection (extrapolation linéaire) montre que les valeurs de 2003 seront la norme dans cette région à l'horizon 2050.

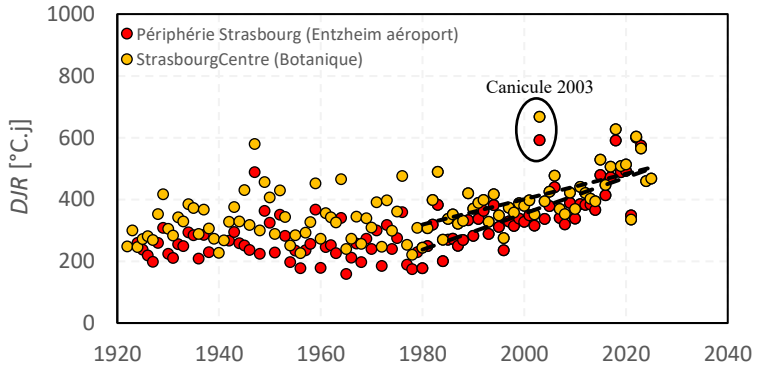


Figure 8 : Evolution des DJR pour la ville de Strasbourg (centre-ville vs périphérie).

6. CONCLUSION

Les données météorologiques historiques de la France métropolitaine ont été analysées sur la période 1920-2025 pour caractériser l'évolution des rigueurs climatiques estivales et hivernales *via* l'indicateur des degrés jours en base 18°C. Cette analyse historique a été complétée par l'analyse des données issues de simulations du climat futur selon les différents scénarios du GIEC (SSP-8,5 et SSP-4,5). L'analyse sur une période de 2 siècles a pu d'abord montrer une période pivot autour de l'année 1980, homogène sur l'ensemble du territoire où une accélération du réchauffement s'est opérée. Des courbes de tendances linéaires ont pu être tracées autour de cette année pivot puis extrapolées jusqu'à 2100. Les projections ont pu montrer que la trajectoire de réchauffement correspond au scenario le plus défavorable du GIEC à savoir le SSP-8,5 caractérisé par un réchauffement moyen d'au moins 4°C et un taux de CO_2 atmosphérique supérieur à 1000 ppm. La rigueur climatique en 2100 pour la ville de Strasbourg correspondra ainsi à la rigueur climatique de la ville de Nice du début du XIX^{ème} siècle et l'été de 2003 marquée par une canicule historique deviendra un été normal à l'horizon 2050 au sens de l'indicateur

DJR. Les résultats ont également montré une réduction des écarts entre les zones péri-urbaines et les centres urbains que ce soit en été ou en hiver. Pour ce point, il faut sans doute questionner l'urbanisation car les stations météorologiques de référence, souvent situées dans des aéroports, initialement situées dans des zones plutôt rurales, finissent par se retrouver dans des zones péri-urbaines voire urbaines. D'ici 2050, il faudra sans doute requestionner les stratégies visant à prioriser les travaux en lien avec le chauffage pour systématiquement anticiper les besoins en refroidissement et assurer le confort estival. En outre, ce travail remet également en question la notion de zone climatique dans le futur qu'il faudra sans doute reconsidérer afin d'intégrer les effets du changement climatique. En termes de perspectives, cette étude pourra constituer une base permettant d'évaluer l'impact du réchauffement climatique sur le fonctionnement des systèmes énergétiques (consommation, régulation, performances) pour la production de chaleur (chaud et froid). Enfin, en parallèle, il serait pertinent d'intégrer la hausse du niveau du CO_2 qui va également impacter la consommation des bâtiments et le fonctionnement des systèmes de ventilation (hausse des débits, de la consommation des auxiliaires, baisse de la qualité d'air intérieur).

7. BIBLIOGRAPHIE

Christenson, M., Manz, H., & Gyalistras, D. 2006. «Climate warming impact on degree-days and building energy demand in Switzerland.» 47 (6): 671-686. doi:https://doi.org/10.1016/j.enconman.2005.06.009.

G. Foster, S. Rahmstorf. 2026. «Global Warming Has Accelerated Significantly.» *Geophysical Research Letters* 53 (5): 8. doi:https://doi.org/10.1029/2025GL118804Digital Object Identifier (DOI).

infoenergie. 2026. *Degrés-jours unifiés normaux (moyennes 1921-1950).* https://infoenergie.eu/riv+ener/complements/DJU-details.pdf.

Mattia De Rosa, Vincenzo Bianco, Federico Scarpa, Luca A. Tagliafico,. 2015. «Historical trends and current state of heating and cooling degree days in Italy.» *Energy Conversion and Management* 90: 323-335. doi:https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.11.022.

MeteoFrance. 2026. *Climat HD.* 18 02. https://meteofrance.com/climathd.

—. 2026. *Les données publiques sur la météo et le climat.* 18 02. https://meteo.data.gouv.fr/datasets/.

Petri, Y., & Caldeira, K. (2015). 2015. «Impacts of global warming on residential heating and cooling degree-days in the United States.» *Nature, Scientific reports* 5 (1): 14. doi:DOI: 10.1038/srep12427.

Evaluation des performances d'une fenêtre pariétodynamique avec son système de fermeture *via* une double approche numérique et expérimentale

Jean-Baptiste Bouvenot*[1,2], François Gloriant[1,2], Abderahmane Marouf [2,3], Toufik Seridi[2,3] et Yannick Hoarau[2,3]

[1] INSA Strasbourg
24 Boulevard de la Victoire 67000 Strasbourg
[2] Laboratoire ICube, Département mécanique
300 bd Sébastien Brant, CS 10413, F-67412 Illkirch Cedex
[3] Université de Strasbourg
Manufacture de Tabac, 1 cour des Cigarières FR-67000 Strasbourg
***jean-baptiste.bouvenot@insa-strasbourg.fr**

Les fenêtres pariétodynamiques sont des fenêtres hybrides ventilées utilisées en tant que système de ventilation à récupération de chaleur. Il s'agit d'une solution low tech et low cost permettant d'améliorer significativement la performance thermique des bâtiments existants en répondant à deux problématiques majeures : les pertes de chaleur par l'enveloppe du bâtiment et les déperditions par renouvellement d'air. Cette publication présente un modèle numérique CFD simplifié qui a été créé et validé grâce à des modèles CFD et des mesures expérimentales de la littérature. Ce modèle a été étendu pour intégrer un volet de fermeture puis validé via des mesures in situ via la fluxmétrie thermique et les normes spécifiques aux fermetures/volets. Différentes configurations ont ensuite été évaluées afin de déterminer les performances thermiques et d'évaluer les résistances thermiques additionnelles. Les résultats montrent des performances très élevées en termes d'isolation renforçant encore davantage l'effet pariétodynamique avec des résistances additionnelles pouvant atteindre des valeurs significativement supérieures aux valeurs courantes.

MOTS-CLÉS : fenêtre pariétodynamique ; résistance thermique additionnelle ; CFD

Supply-air windows are hybrid ventilated windows used as a heat recovery ventilation system. They are a low-tech, low-cost solution that significantly improves the thermal performance of existing buildings by addressing two major issues: heat loss through the building envelope and ventilation heat losses. This publication presents a simplified CFD numerical model that was created and validated using CFD models and experimental measurements from the literature. This model was extended to include a closing shutter and then validated through in situ measurements using thermal fluxmetry and standards specific to closures/shutters. Different configurations were then evaluated to determine thermal performance and assess additional thermal resistance. The results show very high insulation performance, further enhancing the parietodynamic effect with additional resistance values that can be much higher than current values.

KEYWORDS : Supply-air window; additional thermal resistance; CFD

1. INTRODUCTION

Les fenêtres pariétodynamiques sont étudiées depuis les années 1980 (dépôt du brevet par Jacques PAZIAUD) et font l'objet de diverses études portant sur des doubles vitrages puis des triples vitrages. Michaux et al. (Ghislain Michaux 2019) et Gloriant (GLORIANT 2014) en établissent un état de l'art exhaustif. Il s'avère que la plupart des études ne considèrent que le vitrage en occultant le caractère tridimensionnel du système (menuiserie, bouches de ventilation) et en occultant également l'impact d'un volet ou d'un système de fermeture. Cependant, il s'avère que le système de fermeture/occultation (souvent un volet) peut jouer un rôle important pour accentuer l'effet pariétodynamique (troisième lame d'air ou espace tampon supplémentaire entre l'extérieur et la fenêtre) tout en apportant une capacité d'isolation thermique supplémentaire.

Cette publication propose de quantifier les performances d'une fenêtre pariétodynamique muni d'un volet en testant 2 configurations : (i) la première consistant à supposer un volet fermé mais perméable où l'air s'infiltre au niveau du pourtour du volet et entre les lames d'un volet roulant, et (ii) la seconde consistant à créer une troisième lame d'air ventilée en considérant une ouverture en partie basse. La quantification des performances sera réalisée grâce une double approche expérimentale (test *in situ* en conditions réelles) et numérique (modèle CFD simplifié).

2. MODELISATION

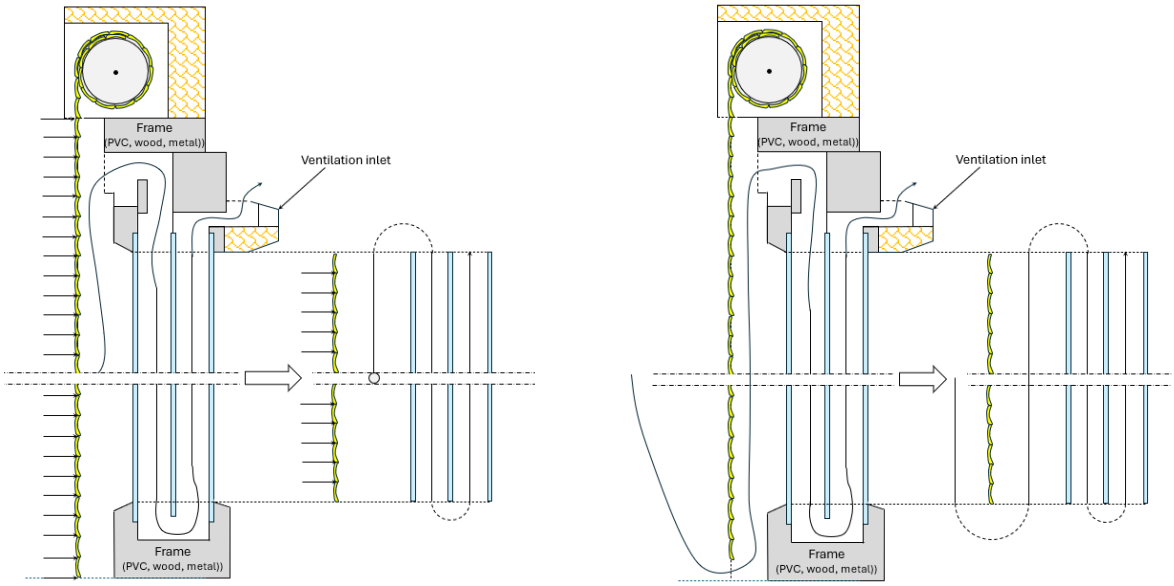


Figure 1 : Deux configurations de fermeture considérées (« espace tampon » à gauche et « volet ventilé » à droite).

Un modèle 2D de fenêtre pariétodynamique a été développé et validé dans de précédents travaux (JB. Bouvenot 2026) et repose sur une approche CFD simplifiée en considérant le profil de vitesse connu (écoulement de Poiseuille entre 2 plaques) en régime laminaire (*cf* Eq. 1 à 3) :

$$\frac{\partial p}{\partial x} = 0 \tag{1}$$

$$0 = -\frac{\partial p}{\partial z} + \mu \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} \tag{2}$$

$$v(x)\frac{\partial T}{\partial z} + a\left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2}\right) = 0 \tag{3}$$

Le profil de vitesse issu de ces équations est donné *via* l'équation 4 :

$$v(x,z) = v(x) = v_{max}\left(1 - \frac{4x^2}{e_a^2}\right) = \frac{3}{2}V\left(1 - \frac{4x^2}{e_a^2}\right) \text{ avec } V = \frac{q_v}{W.e_a} \tag{4}$$

Un modèle thermique basé sur la méthode des différences finies *via* un maillage régulier d'environ 4000 cellules (pas de 1mm selon *x* et 1 cm selon *z*) a été appliqué en ajoutant un volet. Deux configurations ont été étudiées : (i) un volet fermé où l'air neuf pénètre *via* la perméabilité du volet (entre les lames, pourtour, joints) (*cf* Fig. 1 à gauche) (ii) un volet fermé partiellement laissant une ouverture en partie basse afin de créer une 3ème lame d'air ventilée (*cf* Fig. 1 à droite). Le modèle réduira le système en ne considérant que le triple vitrage et le volet en supposant des transitions au niveau des lames d'air

(virages) idéaux *via* des symétries horizontales par rapport à l'écoulement (selon l'axe *x*) et verticale par rapport au profil de température (selon *z*). Pour la première configuration, un modèle zonal est alors utilisé pour calculer T_{ext}* (*cf* Fig. 1 et 2) en utilisant une corrélation pour les coefficients convectifs (corrélation de Miil-Reiher dans une cavité) entre l'air et les parois (vitrage ou volet) (Bouvenot 2022). Pour la configuration 2, les mêmes hypothèses sont prises pour l'écoulement en considérant un profil de Poiseuille. Dans chaque cas, le débit d'air est supposé connu et imposé *via* une VMC simple flux avec des bouches auto réglables et les échanges radiatifs sont modélisés grâce à la méthode des radiosités appliquée selon le modèle linéarisé de Triboix et Bouvenot (Bouvenot 2022) (méthode des cordes de Hottel pour le calcul des facteurs de vue). Les flux radiatifs sont relativement faibles dans la cavité intérieure (revêtement faible émissivité) mais sont non négligeables dans la cavité extérieure et dans l'espace tampon du volet en raison de l'absence de revêtement peu émissif. Du fait d'un gradient vertical de température sur les parois, notamment le vitrage intérieure, il est primordial de mettre en œuvre ce type de modèle complexe afin de bien capter la thermique dans ce type de paroi. La figure 2 présente la stratégie de modélisation dans la première configuration :

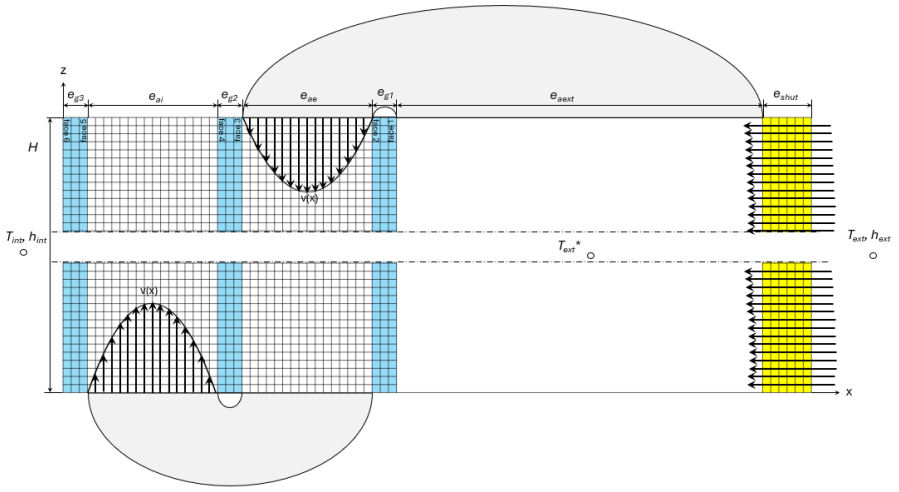


Figure 2 : Schéma de principe du modèle numérique dans la configuration 1 (différences finies dans la fenêtre et modèle zonal dans l'espace tampon et sur le volet).

3. MESURES *IN SITU*

Pour valider le modèle et évaluer les performances en conditions réelles, des mesures ont été réalisées sur une porte fenêtre pariétodynamique (*cf* Tableau 1 pour les caractéristiques). Le caractère *in situ* des mesures a limité le nombre de points de mesures (intrusivité, centrales portatives à capacité limitée) et une sélection a été faite pour privilégier notamment les densités de flux et les températures du vitrage intérieur qui présentent les valeurs les plus intéressantes (gradient de température important et valeurs de densité de flux les plus importantes limitant les incertitudes en lien avec les mesures (*cf* Fig. 5). C'est pour ces raisons que l'instrumentation du vitrage intérieure a été privilégiée. La répartition des capteurs ainsi que la fenêtre instrumentée sont représentées sur la figure 3.

Fenêtre (vitrages)		**Métrologie**	
Hauteur	1,9 m	Débit	Anémomètre à hélice+cône Testo 440+417 (+/- 11 m3/h +1.5%)
Largeur	0,52 m		
Epaisseurs des lames d'air	23 mm	Température (*T*)	Thermocouple type K (x11) (+/- 0,6K)
Emissivités faces 1(ext)/2/3/4/5(int)	0,84/0,84/0,84 /0,84/0,17	Densité de flux thermique φ (int) Densité de flux thermique φ (ext)	Fluxmètres Hukx FHF05 15x85mm (x6) (+/- 3%) Fluxmètres Hukx HFP01 (x1) (+/- 3%)
Plages des débits	[0-32 m^3/h]	Centrale d'acquisition (*T* et *φ*)	HIOKI LR8432-20

Tableau 1 : Caractéristiques du vitrage et de la métrologie.

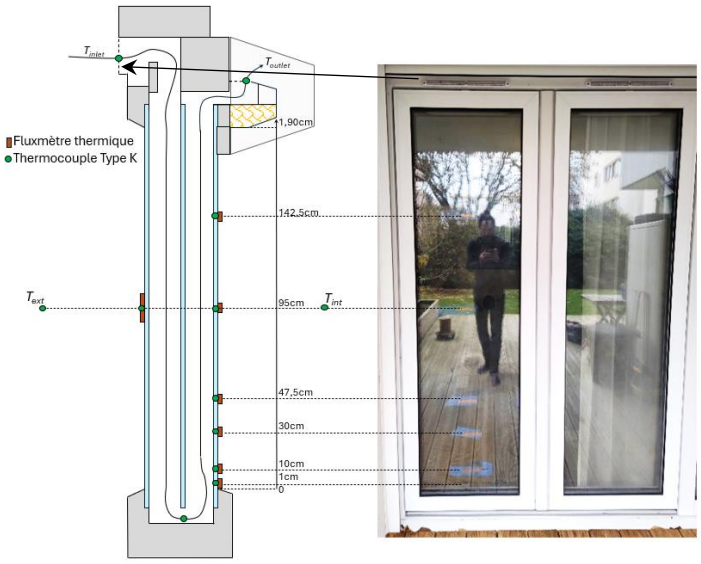


Figure 3 : Plan de comptage et fenêtre pariétodynamique instrumentée.

Les mesures ont été réalisées pendant plusieurs périodes froides de l'hiver 2025/26 avec des températures extérieures négatives et des températures intérieures variant entre 16 et 20°C. Des coefficients d'échanges superficiels (h_i et h_e) ont été également calculés sur la base des mesures de densité de flux aux parois et des températures. Ces coefficients sont utilisés pour fixer les conditions aux limites du modèle numériques : environ 15 W.m^{-2}.K^{-1} pour h_e et environ 7 W.m^{-2}.K^{-1} pour h_i, soit des valeurs conventionnelles (conditions peu venteuses à l'extérieur et condition limite proche de la valeur réglementaire à 7,7 W.m^{-2}.K^{-1}).

4. INDICATEURS DE PERFORMANCES

L'objectif sera d'une part d'établir les performances d'une fenêtre pariétodynamique équipée d'un volet, de comparer les 2 options de fermeture, et d'évaluer la résistance thermique additionnelle ΔR d'un tel système. Pour ce faire, différents indicateurs vont être calculés notamment sur la base de la densité de flux perdue vers l'extérieur au niveau du volet φ_{ext} et de la densité de flux perdue par le vitrage intérieur φ_{int}. Une efficacité de récupération de la chaleur η est calculée en fonction de la température en sortie du vitrage T_{outlet}. Les 3 indicateurs de performance thermiques usuels d'une fenêtre pariétodynamique qui en découlent sont donnés aux équations 5 à 7 (GLORIANT 2014) :

$$U_e = \frac{\varphi_{ext}}{T_{int} - T_{ext}} \tag{5}$$

$$U_i = \frac{\varphi_{int}}{T_{int} - T_{ext}} \tag{6}$$

$$\eta = \frac{T_{outlet} - T_{ext}}{T_{int} - T_{ext}} \tag{7}$$

Pour la résistance thermique additionnelle ΔR, la formule usuelle utilisée pour des fenêtres classiques est utilisée en utilisant les conductances thermiques extérieurs sans volet U_e et avec volet $U_{e,s}$:

$$\Delta R = \frac{1}{U_{e,s}} - \frac{1}{U_e} \tag{8}$$

Pour $U_{e,s}$, le flux de chaleur perdu vers l'extérieur sera calculé au niveau du volet.

5. RESULTATS

5.1. VALIDATION

Une procédure de validation a été menée sur le modèle et sur le protocole expérimental. Le modèle a d'abord été utilisé sur une fenêtre à triple vitrage classique non ventilée avec un volet d'abord supposé étanche à l'air puis supposée être ventilée (présence d'une bouche de ventilation). La résistance thermique additionnelle a été comparée aux valeurs issues de la norme NF EN 13125 (AFNOR 2002) donnant différentes formules en fonction de la classe de perméabilité de 1 (perméable) (pour les volets ventilées) à 5 (étanche à l'air) (volet non ventilé). La figure 4 montre qu'un volet non ventilé (q_v=0 m^3/h) reproduit bien les valeurs réglementaires de résistance thermique additionnelle (lames isolantes ici) avec des valeurs de l'ordre de 0,5 m².K/W. En imposant un débit croissant, le modèle reproduit les différentes classes jusqu'à la classe 2 pour un débit de 35 m^3/h.

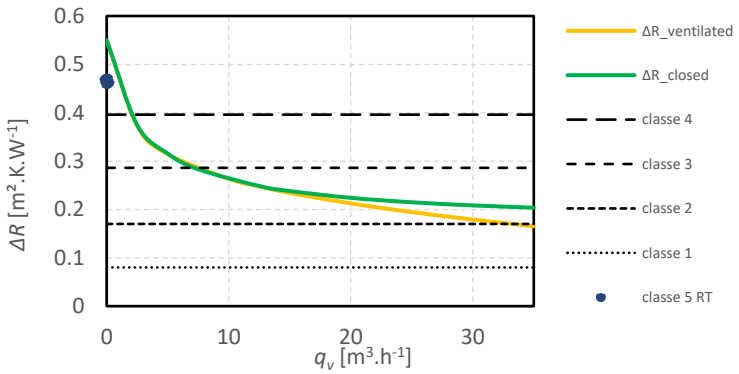


Figure 4 : ΔR pour un triple vitrage « classique » à isolation renforcée (argon) équipé d'un volet ventilé (ouverture en partie basse) ou fermé mais perméable.

La figure 4 montre également que les 2 configurations testées (volet ventilée ou volet fermé perméable) sont équivalentes pour cette configuration (vitrage classique). Au niveau expérimental, le protocole utilisé pour la fenêtre pariétodynamique a été appliqué à une fenêtre classique (triple vitrage à isolation thermique renforcée ITR (remplissage à l'argon)) muni d'un volet roulant à lames aluminium isolées (polyuréthane) et jointés sur tout le pourtour (supposée être de classe 5). Le tableau 2 présente les résultats obtenus.

	Fabricant / Norme	**Mesures (moyenne sur 3 tests)**	**Modèle**	
U_e **(sans volet)**	0,60 (constructeur)	0,57 (+/- 8%)	0,60	W.m^{-2}.K^{-1}
$U_{e,s}$ **(avec volets)**		0,46 (+/- 8%)	0,46	W.m^{-2}.K^{-1}
ΔR	0,39 (classe 4) - 0,47 (classe 5)	0,45	0,50	m².K.W^{-1}

Tableau 2 : Résultats numériques pour le calcul de la résistance additionnelle d'une fenêtre conventionnelle.

Les résultats ont montré la bonne capacité du dispositif expérimental et du modèle à reproduire les valeurs réglementaires pour une fenêtre classique. En particulier, ils reproduisent quasiment exactement la valeur issue de la norme correspondant à un volet isolant et étanche à l'air (0,47 m².K/W) modélisant de manière satisfaisante la zone thermique « tampon » entre la fenêtre et le volet. Le modèle surestime la résistance thermique additionnelle de 11%, ce qui est de l'ordre de grandeur de l'incertitude de mesure et peut également s'expliquer par l'hypothèse faite dans le modèle d'une étanchéité à l'air parfaite pour

le modèle alors qu'il subsistera toujours des inétanchéités avec un bâtiment mis en dépression. Au niveau du triple vitrage pariétodynamique, la figure 5 montre les résultats au niveau des densités de flux thermiques et des températures mesurées sur la vitre intérieure (face 5) et calculées avec et sans volets. Les résultats montrent la bonne capacité du modèle à reproduire les profils de température et de flux le long du vitrage intérieur notamment pour chacune des 3 configurations.

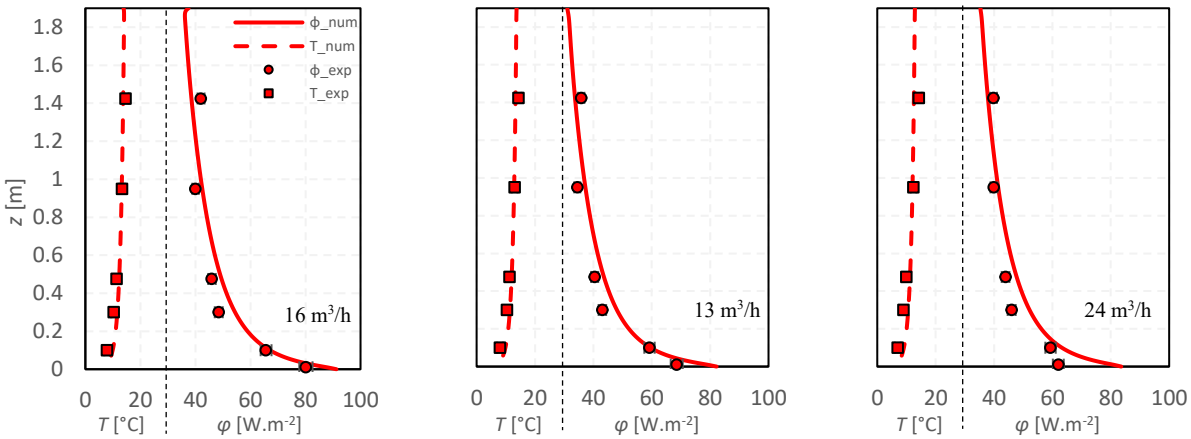


Figure 5 : Comparaison du modèle numérique avec les mesures pour les 3 configurations : sans volet (à gauche), avec volet ventilé (au centre) et avec volet fermé perméable (à droite).

5.2. RESULTATS NUMERIQUES ET EXPERIMENTAUX

Le modèle numérique a permis de calculer les 3 indicateurs de performances en considérant les 3 situations : (i) sans volet, (ii) avec volet fermé perméable (iii) avec volet partiellement fermé (ouverture d'environ 3 cm en partie basse). Une étude paramétrique sur le débit a été réalisée en le faisant varier ici de 0 à 32 $m^3.h^{-1}$. Les figures 6 et 7 montrent l'ensemble des résultats numériques et expérimentaux obtenus par rapport aux indicateurs de performances et à la résistance thermique additionnelle apportée grâce aux volets.

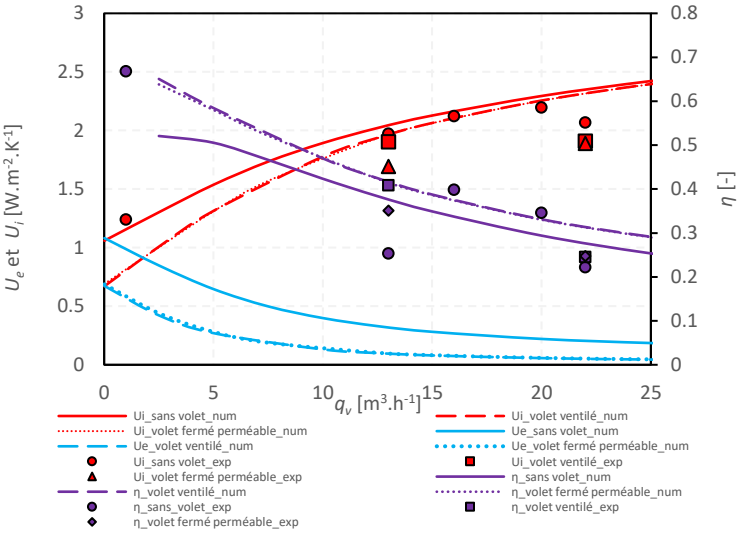


Figure 6 : Comparaison entre résultats expérimentaux et numériques des 3 configurations.

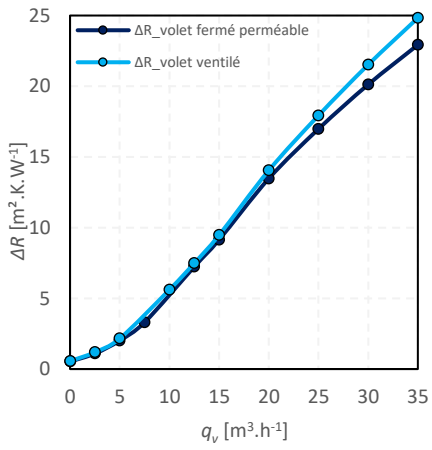


Figure 7 : ΔR obtenues numériquement pour chaque configuration de volet en fonction du débit de ventilation.

6. DISCUSSION

La comparaison des résultats expérimentaux et numériques montre d'abord une bonne correspondance notamment en termes de tendances et aux valeurs à débits nuls. Les valeurs à débits nuls permettent notamment de bien reproduire les valeurs de résistance additionnelle issues de la norme NF EN 13125. L'écart est principalement dû à la qualité des mesures (mesures *in situ* en conditions non contrôlées) et aux incertitudes de mesures.

Par rapport, aux résultats numériques, les résultats montrent d'abord qu'au final, il n'apparaît pas pertinent de ventiler une troisième lame d'air car le gain en terme d'« effet pariétodynamique » est modeste voire nul par rapport au cas standard d'un volet fermé. En effet, l'« effet tampon » obtenu pour un volet fermé où l'air de la ventilation pénétrera *via* la perméabilité sur l'ensemble du volet (pourtour, entre-lames) apporte finalement un gain thermique équivalent et ce sur l'ensemble de la plage de débit considéré. Il apparaît une différence sensible pour les grands débits avec de meilleures performances pour le volet ventilé dans ce cas. Il se trouve qu'il suffit au final de seulement 2 lames d'air pour obtenir un effet pariétodynamique efficace avec la première lame d'air qui permet de maintenir le vitrage extérieur froid et donc de limiter les pertes vers l'extérieur, et la seconde qui permet la récupération de la chaleur. Cependant, dans les 2 cas, le gain thermique est significatif mais variable avec le débit de ventilation. Ainsi, par rapport à une fenêtre non ventilée, des gains de l'ordre d'un facteur 2 (faibles débits) à 4 (grands débits) sont obtenus sur la conductance thermique U_e et les résistances thermiques additionnelles peuvent atteindre des valeurs très élevées : jusqu'à 25 $m^2.K.W^{-1}$, sachant que pour une fenêtre conventionnelle équipé d'un volet étanche avec des lames isolantes, il est difficile de dépasser des valeurs de 0,5 $m^2.K.W^{-1}$. La présence d'un volet permet donc d'accroître les performances relatives avec des fenêtres classiques, renforçant leur pertinence.

7. CONCLUSION

La problématique des performances globales de fenêtres pariétodynamiques intégrant un système de fermetures (volets) a été étudiée dans le cadre de cette publication. Un modèle numérique et une campagne expérimentale *in situ* ont été développés afin de comparer différentes situations (sans volet, avec volet fermé perméable et avec volet ventilé). Les résultats ont montré qu'une troisième lame d'air ventilée n'apportait pas un gain significatif par rapport à l'effet « tampon » apporté par la cavité d'air formée entre la fenêtre et le volet. La résistance thermique additionnelle obtenue dans les deux cas est similaire et varie avec le débit pour atteindre des valeurs très élevées par rapport aux valeur usuelles de fenêtres standards. En particulier, un système de fermeture permet d'obtenir des conductances thermiques U_e très faibles améliorant de manière significative les performances thermiques de ce type de fenêtre. Il sera important de considérer ces valeurs dans le cadre de simulations thermiques dynamiques de bâtiments. Enfin, un système de fermeture apporte également des gains par rapport au moindre risque d'apparition de condensation côté intérieur, et sans doute des gains en termes d'affaiblissement acoustique qu'il restera à évaluer. En termes de perspectives, des études doivent être menées pour mieux définir les performances de ce type de système en intégrant l'ensemble de ces composants et sa géométrie : bouches de ventilation, menuiseries dans des modèles en 3 dimensions. Il reste également à trouver des solutions pour réduire au maximum le risque de condensation en partie basse du vitrage intérieur.

8. BIBLIOGRAPHIE

JB. Bouvenot, F. Gloriant,. 2026. «Modelling and optimizing triple-glazed supply-air windows using an original CFD approach.» *Building and Environment* 297. doi:https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2026.114543.

AFNOR. 2002. «Fermetures pour baies équippées de fenêtres, stores intérieurs et extérieurs - Résistance thermique additionnelle - Attribution d'une classe de perméabilité à l'air d'un produit.»

2020. «Annexe IV : Règles « Th-Bat 2020 » - données d'entrée au calcul de la performance énergétique.»

Bouvenot, A. Triboix and J.-B. 2022. *Transferts Thermiques - Méthodes numériques.* Eyrolles. https://www.eyrolles.com/BTP/Livre/transferts-thermiques-9782212679458/.

F. Gloriant, P. Tittelein, A. Joulin, S. Lassue. 2015. "Modeling a triple-glazed supply-air window." *Building and Environment* 84. doi:https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.10.017.

François Gloriant, Annabelle Joulin, Pierre Tittelein, Stéphane Lassue. 2021. "Using heat flux sensors for a contribution to experimental analysis of heat transfers on a triple-glazed supply-air window." *Energy* 215. doi:https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119154.

Ghislain Michaux, Rémy Greffet, Patrick Salagnac, Jean-Baptiste Ridoret. 2019. "Modelling of an airflow window and numerical investigation of its thermal performances by comparison to conventional double and triple-glazed windows." *Applied Energy* 242: 27-45. doi:https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.0.

GLORIANT, François. 2014. *Caractérisation et modélisation d'une fenêtre pariéto-dynamique à trois vitrages.* Artois: Ecole doctorale Sciences pour l'Ingénieur. https://theses.fr/2014ARTO0205.

GREFFET, Rémy. 2016. *ÉTUDES EXPÉRIMENTALE ET NUMÉRIQUE DES PERFORMANCES ÉNERGÉTIQUES D'UNE FENÊTRE PARIETODYNAMIQUE.* La Rochelle: École doctorale Sciences et Ingénierie en Matériau, Mécanique, Énergétique et Aéronautique. Accessed 06 26, 2025. https://theses.hal.science/tel-02085932.

Évaluation de stratégies de rénovation d'un immeuble collectif vers la neutralité carbone

Xiying CAI*[1], Khaled KHAZAAL[1], Patrick SCHALBART[1], Charlotte ROUX[1]

[1] Mines Paris, Université PSL, Centre Énergie Environnement, Procédés (CEEP)
78000 Versailles, France
***xiying.cai@minesparis.psl.eu**

RESUME.

La rénovation des bâtiments existants est reconnue comme un levier majeur pour réduire les impacts environnementaux du secteur. Cette étude propose une méthode d'évaluation environnementale prospective adaptée aux projets de rénovation et l'applique à un immeuble collectif, visant à déterminer si les stratégies choisies permettent d'atteindre l'objectif « net zéro carbone » sur tout le cycle de vie. La méthode se décline en trois étapes : 1. l'allocation d'un budget carbone par habitant selon différents objectifs climatiques ; 2. la simulation énergétique dynamique sous des climats futurs pour évaluer la performance et le confort thermique ; 3. une analyse de cycle de vie (ACV) absolue intégrant la décarbonation du mix électrique futur. Les résultats montrent que, parmi les variantes étudiées, une solution électrifiée, isolée avec des matériaux biosourcés et équipée de panneaux photovoltaïques, respecte le budget carbone de l'Accord de Paris.

MOTS-CLÉS : Écoconception, analyse de cycle de vie, rénovation des bâtiments

ABSTRACT.

The renovation of existing buildings is recognized as a key strategy for reducing the environmental impacts of the sector. This study proposes a prospective environmental assessment method adapted to renovation projects and applies it to a residential building, aiming to determine whether the chosen strategies achieve the "Net-Zero Carbon" objective. The method consists of three steps: 1. the allocation of a per capita carbon budget based on different climate targets; 2. dynamic energy simulation under future climates to evaluate energy performance and thermal comfort; 3. an absolute Life Cycle Assessment (LCA) incorporating the decarbonization of the future electricity mix. The results show that among the studied variants, an electrified solution, insulated with bio-based materials and equipped with photovoltaic panels, respects the carbon budget of the Paris Agreement.

KEYWORDS: Eco-design, life cycle assessment, building renovation

1. INTRODUCTION

1.1. CONTEXTE CLIMATIQUE ET ENJEUX DU BATIMENT

Le secteur du bâtiment représente environ 31 % des émissions mondiales de CO_2, 21 % des émissions de gaz à effet de serre (IPCC 2023) et 44 % de la consommation énergétique en France (Ministère de la Transition écologique 2021). La neutralité carbone (*Net Zero carbon*) est définie comme l'équilibre, sur une période donnée, entre les émissions anthropiques de GES et leurs absorptions (Calvin et al. 2023). Elle constitue l'objectif central pour limiter le réchauffement climatique, et la rénovation des bâtiments s'impose comme un levier majeur pour l'atteindre, alors que la majeure partie du stock bâti actuel sera encore utilisée en 2050 (European Environment Agency 2022). Il devient nécessaire d'évaluer si les stratégies de rénovation actuelles permettent d'atteindre la neutralité carbone sur l'ensemble du cycle de

vie (*NetZ-WLC*). Or, si l'Analyse de Cycle de Vie (ACV) conventionnelle permet de quantifier les émissions globales, elle ne suffit pas à évaluer directement la conformité d'un bâtiment vis-à-vis des trajectoires *Net Zéro*.

1.2. ACV ABSOLUE ET LIMITES PLANETAIRES

L'évaluation de la durabilité environnementale absolue (*Absolute Environmental Sustainability Assessment, AESA*) consiste à comparer les impacts environnementaux d'un système anthropique à un seuil exogène reflétant la capacité de charge (*Carrying Capacity, CC*) d'un système naturel, afin de déterminer si le système anthropique est suffisamment durable. La capacité de charge est définie comme le niveau maximal de perturbation qu'un système naturel peut supporter sans subir de changements irréversibles dans sa structure ou son fonctionnement. Alors que l'ACV conventionnelle compare plusieurs objets d'étude pour déterminer lequel est le plus avantageux, l'*AESA* introduit un point de repère exogène de durabilité environnementale pour évaluer si un objet est suffisamment avantageux au regard des enjeux (Andersen et al., 2020 ; Bjørn et al., 2016, 2020). Les limites planétaires sont souvent utilisées dans le cadre de l'AESA. Rockström et al. (2009) ont introduit ce concept pour définir un espace opérationnel sûr pour les activités humaines, afin d'éviter de faire dériver l'état du système planétaire vers un état peu favorable à l'espèce humaine (Richardson et al., 2023 ; Steffen et al., 2015).

1.3. OBJECTIFS DE L'ETUDE

Ce travail développe une approche d'ACV optimisée pour la rénovation, intégrant les seuils de budget carbone sur l'ensemble du cycle de vie. En s'appuyant sur un cas d'étude, ce travail compare les stratégies de rénovation dans les différents scénarios climatiques futurs, afin de déterminer si les bâtiments rénovés peuvent respecter les objectifs de neutralité carbone sur le long terme.

2. METHODOLOGIE

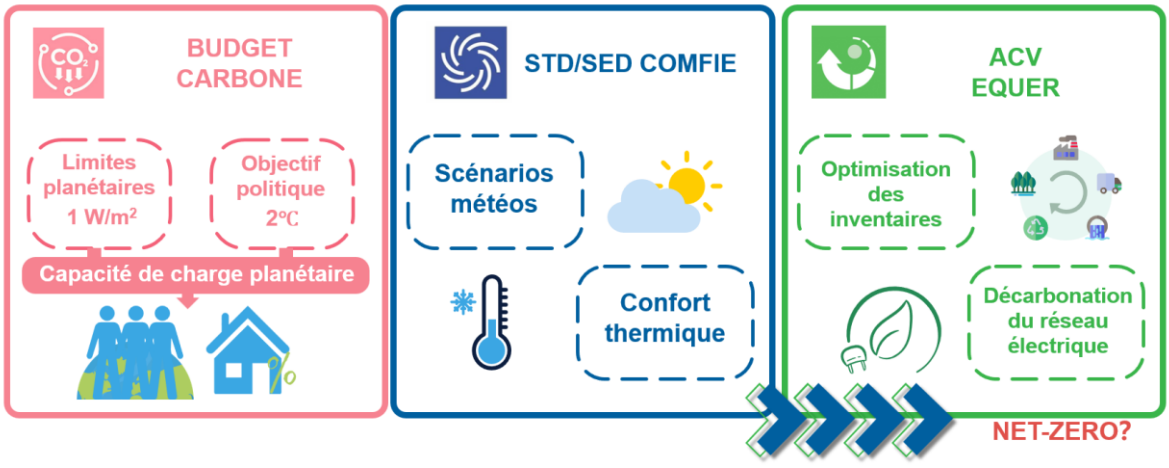


Figure 1 : Schéma du cadre de l'étude

Cette étude s'articule autour de trois parties principales. Premièrement, un budget carbone individuel pour le logement est défini. Deux seuils sont retenus : les limites planétaires et l'Accord de Paris. Deuxièmement, l'étude évalue l'évolution des besoins énergétiques et du confort thermique. Des mesures de refroidissement adaptées aux conditions climatiques futures sont prises en compte. Enfin, l'impact environnemental de la rénovation est évalué par une ACV. Cette ACV adopte une approche dynamique

pour intégrer la décarbonation du réseau électrique. Les résultats finaux sont comparés au budget carbone afin d'évaluer si le bâtiment rénové respecte les seuils d'émission.

2.1. CAS D'ETUDE

Le cas d'étude porte sur la barre Montreau, un immeuble collectif construit en 1964 à Montreuil, en Île-de-France. Cet immeuble comprend 60 logements (30 F2 et 30 F3) répartis sur 5 niveaux, avec 12 appartements par étage. Les logements sont tous traversants (double orientation). La surface habitable totale (SHAB), hors zones non chauffées, est de 2972 m². On considère que la rénovation aura lieu entre 2020 et 2030. La structure principale est en béton avec une façade enduite. La toiture et le plancher bas disposent d'une ancienne isolation, tandis que les murs extérieurs ne sont pas isolés. Les fenêtres sont en bois avec un simple vitrage. Le besoin de chauffage annuel s'élève à 170 kWh/m².an, il n'y a pas de système de refroidissement. Le projet de rénovation prévoit l'ajout d'une isolation thermique sur les murs et la toiture, ainsi que le remplacement des fenêtres à simple vitrage par des menuiseries performantes à double ou triple vitrage. Les systèmes de chauffage et de production d'eau chaude sanitaire (ECS) sont également modernisés, avec l'intégration de capteurs solaires thermiques et de panneaux photovoltaïques (PV). Cette étude s'appuie sur des travaux antérieurs (Li et al. 2024) dans lesquels seize variantes de rénovation ont été évaluées, combinant différentes solutions d'enveloppe, de systèmes énergétiques et de production renouvelable. Parmi ces variantes, trois ont été retenues : M0HN l'état initial non rénové (chauffage gaz), M1HS désigne la variante optimale thermique, M1EP la variante optimale électrifiée. Le Tableau 1 résume les caractéristiques pour chacune de ces variantes. Préfixes "M0" (sans rénovation d'enveloppe) et "M1" (avec rénovation) ; infixes "H" (dominante thermique, *heat-driven*) et "E" (dominante électrique, *electricity-driven*) ; suffixes "N" (aucune énergie renouvelable), "S" (capteurs solaires maximaux) et "P" (PV maximal).

	Façades	Plafond sous combles	Fenêtres	Systèmes	EnR
M0HN	Béton	Laine de verre ; Placoplatre	Simple vitrage	Traditionnel (gaz)	Non
M1HS	Laine de bois ; Béton	Laine de verre ; Laine de bois ; Placoplatre	Double ou triple vitrage	Thermique (gaz)	Capteurs solaires et PV
M1EP				Electrique (PAC)	PV

Tableau 1 : Caractéristiques des variantes.

2.2. L'ALLOCATION DU BUDGET CARBONE

Nous retenons deux seuils climatiques : d'une part, l'objectif de limitation du réchauffement à 2 °C par rapport à l'ère préindustrielle, reconnu par le consensus politique international (Accord de Paris, 2015). D'autre part, un objectif plus préventif visant à réduire le forçage radiatif à 1 W/m² au sommet de l'atmosphère (correspondant à une hausse de 1,06 °C par rapport au niveau préindustriel). Il convient de noter que l'atteinte de l'objectif de 2 °C pourrait entraîner des altérations irréversibles de certaines fonctions du système climatique, d'où l'importance de viser le seuil de 1 W/m² (Rockström et al. 2009). La méthodologie de calcul du budget carbone est issue des travaux de Bjørn et Hauschild (2015). Une fois les seuils climatiques déterminés, ils sont convertis en une quantité d'émissions de gaz à effet de serre annuelle. Ces émissions sont pondérées selon l'impact respectif de chaque gaz sur le climat mondial pour l'année considérée, puis converties en potentiel de réchauffement global à 100 ans. Le volume total est ensuite divisé par la population mondiale afin d'établir la capacité de charge individuelle à l'échelle

planétaire en kg CO_2 eq/p.an. Pour refléter la part liée aux besoins individuels, cette capacité globale est allouée au poste logement en se basant sur la part du logement dans l'empreinte carbone par poste de consommation (environ 23%, SDES 2023).

2.3. SIMULATION ENERGETIQUE DYNAMIQUE EN CLIMAT ACTUEL ET FUTUR

La simulation énergétique dynamique est réalisée avec le logiciel Pléiades+COMFIE (B. Peuportier and Blanc Sommereux, I. 1990).

2.3.1. Les scénarios climatiques

Le fichier météorologique utilisé pour le scénario de référence est celui de Trappes-H1a (RT2012). Ce fichier s'appuie sur les relevés de la station de Trappes pour caractériser le climat moyen historique de la zone H1a[1]. Afin d'intégrer les perspectives d'évolution climatique, quatre fichiers de données localisés à Paris dans le cadre du projet Résiliance (Bruno Peuportier et al. 2023) ont été sélectionnés. Ces fichiers se répartissent selon deux horizons temporels, le futur proche (P) 2020-2049 et le futur lointain (L) 2070-2099, ainsi que deux niveaux de canicule : médian (m) et extrême (e).

2.3.2. Confort thermique

Afin de garantir la résilience des bâtiments rénovés face au changement climatique, différents scénarios de ventilation et de climatisation sont intégrés à la modélisation. Le confort thermique des variantes de rénovation est évalué à l'aide de l'indicateur des degrés-heures d'inconfort (DH, en °C.h). L'indicateur DH quantifie la surchauffe intérieure en combinant l'intensité et la durée des dépassements de température par rapport à une température de référence, déterminée selon le modèle de confort adaptatif en habitation de la RE2020 et variant entre 28 et 30 °C en fonction de la température extérieure moyenne. La RE2020 (Cabassud, 2020) définit ensuite deux seuils de DH cumulés : en dessous de 350 °C.h, le bâtiment est jugé confortable ; au-delà de 1250 °C.h, il est jugé non conforme.

Avant la rénovation, la barre utilisait une ventilation mécanique contrôlée (VMC) classique non modulée de 0,74 vol/h. Après la rénovation, les entrées d'air sont remplacées par des systèmes hygroréglables de 0,35 vol/h. Sur cette base, deux types de solutions sont envisagés : la ventilation adaptative et l'installation d'un système de climatisation. La ventilation adaptative comprend deux scénarios principaux : S1 et S2. Le scénario S1 correspond à une sur-ventilation nocturne, représente l'ouverture manuelle par les habitants. Le scénario S2 repose sur une ventilation dynamique contrôlée. Pour chaque scénario, deux débits d'air sont testés : 1 vol/h (-1) et 4 vol/h (-2), afin de simuler respectivement une ouverture de fenêtre unilatérale et une ventilation traversante (Bruno Peuportier et al. 2023). En complément, un système de climatisation est pris en compte, avec une température de consigne fixée à 28 °C.

Horizon climatique	Canicule	Ventilation	Débit
P : Proche (2020-2049)	m : Médiane	S1 : Nocturne	-1 : 1 vol/h
L : Lointain (2070-2099)	e : Extrême	S2 : Dynamique contrôlée	-2 : 4 vol/h

Tableau 2 : Nomenclature des scénarios.

[1] Carte France zones climatiques. Carte France zones climatiques Calcul RE 2020 construction primes CEE

2.4. ACV

Cette étude utilise le modèle Pléiades ACV Equer (Peuportier and Polster, 1996) comme outil d'évaluation du cycle de vie. Le cycle de vie du bâtiment se divise en quatre phases : construction, utilisation, rénovation et fin de vie.

2.4.1. Définition des objectifs et du champ de l'étude

L'unité fonctionnelle de cette étude est définie comme un bâtiment de logement collectif assurant une fonction résidentielle pour 105 occupants sur une période de référence (RSP) de 100 ans. Dans Pléiades, les indicateurs d'impact environnemental sont exprimés par mètre carré et par an. Afin de permettre une comparaison avec les limites de budget carbone, ces indicateurs sont ensuite rapportés par personne et par an. Diverses mesures de rénovation pour réduire les émissions de carbone peuvent entraîner la détérioration d'autres indicateurs environnementaux. Afin de vérifier s'il y a un transfert d'impact, nous avons effectué une évaluation environnementale multicritère. Les indicateurs environnementaux sélectionnés sont listés dans le Tableau 3. Cette recherche se concentre sur les impacts liés à la rénovation, donc les matériaux conservés sans intervention (tels que le béton, les plaques de plâtre) sont exclus du périmètre.

	Indicateur	Méthode	Unité
Indicateurs *midpoint*	Changement climatique	EF 3.0	kg CO_2 eq.
	Épuisement des ressources minérales et des métaux	EF 3.0	kg antimoine eq.
	Consommation totale d'énergie primaire	EQUER	MJ
	Déchets éliminés, total	EQUER	kg
	Déchets radioactifs éliminés	EQUER	kg
	Ressource en eau	Ecoinvent LCI	m^3
Indicateurs *endpoint*	Dommage total écosystèmes	ReCiPe2016	espèces.an
	Dommage total santé humaine	ReCiPe2016	DALY

Tableau 3 : Indicateurs d'impact environnemental.

2.4.2. Inventaire du cycle de vie

Les données environnementales génériques sont extraites de la base Ecoinvent 3.8 adaptée au contexte français. Le mix énergétique a été modélisé dynamiquement afin d'intégrer la trajectoire de décarbonation progressive du système énergétique.

2.4.3. Allocation des énergies renouvelables

Traditionnellement perçu comme un « consommateur » d'énergie, le bâtiment peut également devenir producteur après l'installation de systèmes PV. L'électricité produite peut être autoconsommée ou exportée vers le réseau. L'électricité exportée vers le réseau peut être comptabilisée en ACV par des impacts évités par une production équivalente du réseau électrique. Cette approche pourtant utile en écoconception, n'est pas adaptée en AESA car elle comporte un risque de double comptage (sur l'électricité exportée). Une adaptation spécifique de la méthode d'AESA est utilisée. Elle repose sur l'expansion du système, telle que proposée par Khazaal et al. (2025), pour traiter le cas des bâtiments à énergie positive. Une capacité de charge supplémentaire est allouée aux bâtiments exportant de l'énergie vers le réseau, en fonction de l'énergie produite.

3. RESULTATS ET DISCUSSION

3.1. ÉVALUATION DE L'ENERGIE ET DU CONFORT THERMIQUE

La variante avant rénovation (M0HN), ainsi que les variantes optimales de rénovation thermique (M1HS) et électrique (M1EP), ont été sélectionnées. La Figure 2(a) présente les valeurs de DH pour chaque variante selon différents scénarios de ventilation. La nomenclature des variantes peut être trouvée dans le Tableau 2. L'intensité de la couleur est proportionnelle à la valeur du DH. Les teintes les plus foncées indiquent les niveaux d'inconfort les plus élevés, et la couleur verte signale la conformité du bâtiment. Les résultats indiquent que le réchauffement climatique entraîne une hausse marquée des DH. La rénovation améliore l'isolation, tandis qu'une meilleure ventilation réduite l'inconfort thermique. Passer d'une ventilation unilatérale à une ventilation traversante diminue le DH de près de 50 %. En période de canicule extrême, la ventilation ne suffit plus à garantir le confort, nécessitant l'ajout d'une climatisation. Avec l'intégration de climatisation, les DH de toutes les variantes tombent à zéro. La Figure 2(b) compare les besoins énergétiques de la variante optimale électrifiée selon les différents scénarios climatiques. Les résultats montrent que le réchauffement climatique réduit les besoins de chauffage mais accentue ceux de refroidissement, ces derniers augmentant d'au moins 56 % en cas de canicule extrême par rapport au scénario médian. Étant donné que le recours à la climatisation augmente la consommation globale, la priorité doit être donnée aux comportements des occupants et de la ventilation. L'objectif est de retarder autant que possible l'usage de la climatisation tout en garantissant le confort thermique des occupants.

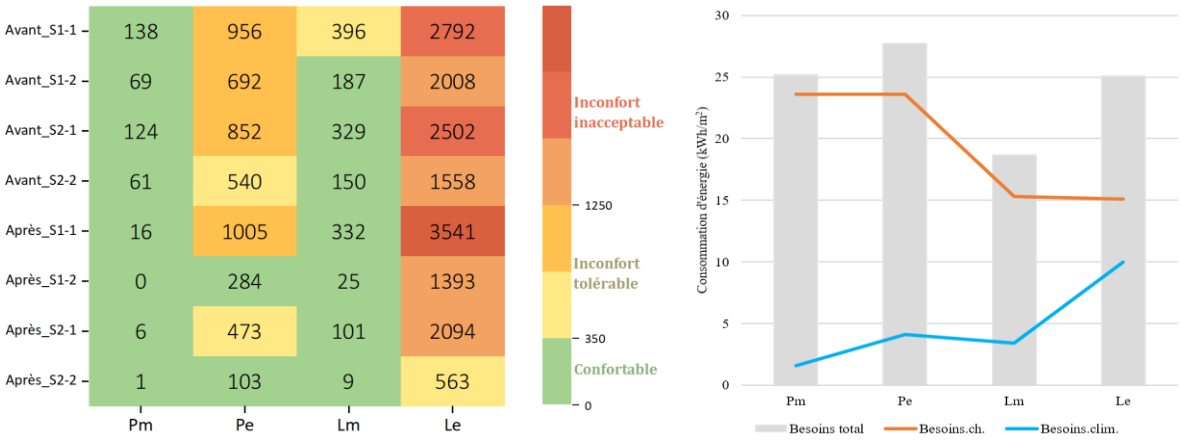


Figure 2 : (a) DH (°C.h) selon les stratégies de ventilation (b) Besoins énergétiques sous différents scénarios météo (M1EP)

3.2. IMPACTS ENVIRONNEMENTAUX

Le budget carbone a été calculé selon la méthode décrite dans les sections 2.2 et 2.4.3, les résultats sont présentés dans le Tableau 4. Le budget moyen est annualisé sur 100 ans pour permettre la comparaison avec les émissions du bâtiment sur la même période. Les budgets de 2025 sont plus élevés en raison de la population mondiale projetée cette année-là. L'expansion du système alloue une capacité de charge supplémentaire proportionnelle à l'électricité exportée vers le réseau. L'écart entre les deux budgets de 2025 n'est que de 1,1 %, en raison du taux d'occupation élevé de ce logement social qui dilue le bénéfice par habitant de la production photovoltaïque.

Les émissions annuelles de carbone par habitant des trois variantes ont été évaluées, en tenant compte de différents scénarios climatiques et des besoins de refroidissement. Les besoins de refroidissement s'appuient sur les solutions optimales de confort identifiées pour chaque scénario climatique : ventilation naturelle lorsqu'elle suffit, climatisation (consigne 28 °C) en dernier recours lors des canicules extrêmes de la période lointaine. Après rénovation, la ventilation naturelle reste suffisante en canicule médiane sur toute la période d'étude. Les résultats sont présentés dans la Figure 3(a). Seule la variante optimale électrifiée (M1EP) satisfait à l'objectif climatique le moins ambitieux de 2 °C. La Figure 3(b) propose une comparaison globale de tous les scénarios selon l'ensemble des indicateurs environnementaux. Il apparaît que la variante optimale électrifiée entraîne une augmentation de l'épuisement des ressources minérales et des métaux et une augmentation de déchets radioactifs éliminés.

	2 °C	1 W/m²
Budget moyen sans expansion sur 100 ans (kg CO_2 eq/p/an)	159	84
Budget sans expansion en 2025 (kg CO_2 eq/p/an)	187	99
Budget avec expansion en 2025 (kg CO_2 eq/p/an)	189	100

Tableau 4 *: Résultat sur le budget carbone.*

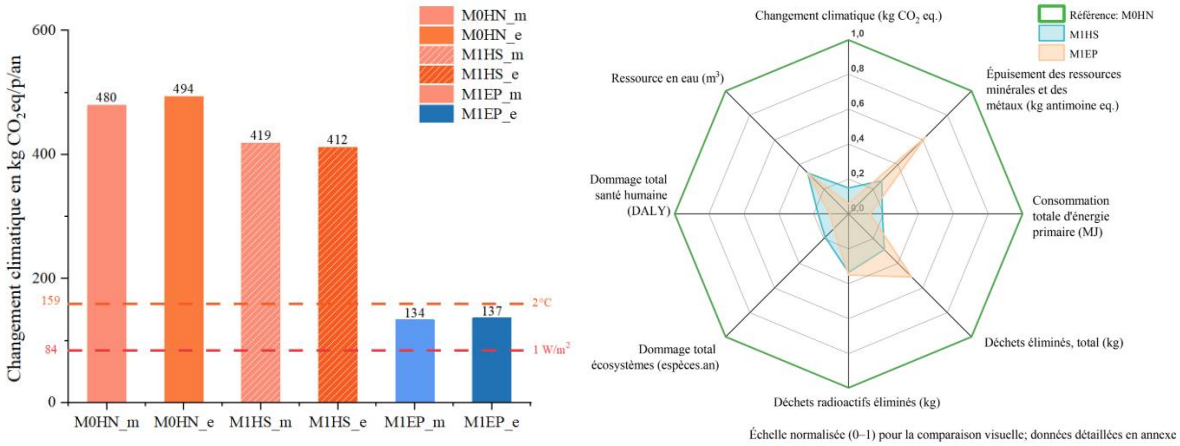


Figure 3 : (a) Émissions moyennes annuelles par habitant sur 100 ans (b) Évaluation environnementale multicritère (M0HN est la variante de référence ; M1HS est la variante optimale thermique ; M1EP est la variante optimale électrique ; m représente la situation climatique de canicule médiane, e représente celle de canicule extrême.)

4. CONCLUSION

Cette étude intègre l'AESA, l'allocation des budgets carbone et les scénarios climatiques futurs pour évaluer le potentiel de *Net-Zero* carbone des bâtiments à l'échelle de leur cycle de vie. Le confort thermique des bâtiments dans le contexte du climat futur, ainsi que la décarbonation progressive du mix énergétique, sont pris en compte. La meilleure variante pilotée par l'électricité respecte le budget carbone correspondant à l'objectif de réchauffement de 2 °C.

À l'avenir, des analyses paramétriques pourront être menées pour évaluer l'influence du choix des isolants (biosourcés ou conventionnels), de la surface de PV installée et du scénario de rénovation minimal permettant d'atteindre la neutralité carbone. Une extension technico-économique pourrait également être envisagée. Par ailleurs, la règle d'ACV des matériaux biosourcés dans cette étude repose sur l'approche -1/+1* (Ouellet-Plamondon et al. 2023), issue des normes de référence. Cette méthode

ne prend pas en compte le processus dynamique de séquestration du carbone par les forêts. Elle pourrait donc sous-estimer les émissions réelles liées à l'utilisation du bois. L'étude n'aborde pas non plus l'augmentation potentielle de l'impact lié à l'utilisation des sols due à l'emploi du bois.

5. REMERCIEMENTS

Cette communication s'inscrit dans le cadre des travaux de l'annexe 89 de l'agence internationale de l'énergie et a reçu le soutien de l'ADEME (23IFD0510).

6. BIBLIOGRAPHIE

Andersen, Camilla Ernst, Pernille Ohms, Freja Nygaard Rasmussen, et al. 2020. "Assessment of Absolute Environmental Sustainability in the Built Environment." *Building and Environment* 171 (March): 106633.

Bjørn, Anders, Chanjief Chandrakumar, Anne-Marie Boulay, et al. 2020. "Review of Life-Cycle Based Methods for Absolute Environmental Sustainability Assessment and Their Applications." *Environmental Research Letters* 15 (8): 083001.

Bjørn, Anders, et Michael Zwicky Hauschild. 2015. "Introducing Carrying Capacity-Based Normalisation in LCA: Framework and Development of References at Midpoint Level." *The International Journal of Life Cycle Assessment* 20 (7): 1005–18.

Bjørn, Anders, Manuele Margni, Pierre-Olivier Roy, Cécile Bulle, and Michael Zwicky Hauschild. 2016. "A Proposal to Measure Absolute Environmental Sustainability in Life Cycle Assessment." *Ecological Indicators* 63 (April): 1–13.

Cabassud, Nicolas. 2020. *Réglementation environnementale des bâtiments neufs (RE2020)*. Ministère de la Transition écologique.

European Environment Agency. 2022. *Modelling the Renovation of Buildings in Europe from a Circular Economy and Climate Perspective*. EEA Report. European Environment Agency.

IPCC. 2023. "Sections." In *Climate Change 2023: Synthesis Report*, edited by H. Lee Core Writing Team and J. Romero. IPCC. doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.

Khazaal, Khaled, Bruno Peuportier, Patrick Schalbart, et Charlotte Roux. 2025. "Absolute Environmental Sustainability Assessment of Buildings Accounting for Renewable Electricity Production." *Sustainable Built Environment Conference*, June.

Li, Ruochen, Charlotte Roux, et Bruno Peuportier. 2024. M2 Internship Report Le Centre Énergie, Environnement, Procédés Mines Paris-PSL.

Ministère de la Transition écologique. 2021. "Énergie Dans Les Bâtiments." www.ecologie.gouv.fr/politiques-publiques/energie-batiments.

Ouellet-Plamondon, Claudiane M., Livia Ramseier, Maria Balouktsi, et al. 2023. "Carbon Footprint Assessment of a Wood Multi-Residential Building Considering Biogenic Carbon." *Journal of Cleaner Production* 404 (June): 136834.

Peuportier, B. et Blanc Sommereux, I. 1990. "Simulation Tool with Its Expert Interface for the Thermal Design of Multizone Buildings." *International Journal of Solar Energy* 8 (2): 109–20.

Peuportier, Bruno, Robin Monnier, Patrick Schalbart, et al. 2023. *Résiliance – Rapport Final, Résultats*. Technical Report 375 pages. ARMINES, CNRM, CEA-INES, Resallience, IZUBA Energies.

Peuportier, Bruno, et Bernd Polster. n.d. "Logiciel EQUER - Simulation du cycle de vie des bâtiments." Ecole des Mines de Paris, Centre d'Energétique.

Richardson, Katherine, Will Steffen, Wolfgang Lucht, et al. 2023. "Earth beyond Six of Nine Planetary Boundaries." *Science Advances* 9 (37): eadh2458.

Rockström, Johan, Will Steffen, Kevin Noone, et al. 2009. "Planetary Boundaries: Exploring the Safe Operating Space for Humanity." *Ecology and Society* 14 (2).

Steffen, Will, Katherine Richardson, Johan Rockström, et al. 2015. "Planetary Boundaries: Guiding Human Development on a Changing Planet." *Science* 347 (6223): 1259855.

Bridging the Gap Between Research and Practice in Summer Residential Building Design: Assumptions, Tools, and Challenges from Design Offices on Occupant Behavior

Kevin Campagna[1,2,3*], Aurélie Foucquier[3], Anaïs Machard[2], Dorothée Charlier[4], Monika Woloszyn[1]

[1]Université Savoie Mont-Blanc, CNRS, LOCIE, 73000 Chambéry, France
[2]Centre Scientifique et Technique du Bâtiment (CSTB), 24 Rue Joseph Fourier, 38400 Saint-Martin-d'Hères, France
[3]Université Grenoble Alpes, CEA, Liten, INES, 73375 Le Bourget-du-Lac, France
[4]Université Savoie Mont-Blanc, IREGE, 73000 Chambéry, France
***kevin.campagna@cstb.fr**

ABSTRACT. In the French residential context, buildings are predominantly naturally ventilated, so their overheating strongly depends on occupant behavior with windows and solar shadings. A better understanding of occupant behavior assumptions used in design offices can help assess the gap between research and practice, improve the transfer of research knowledge and identify future research avenues to incorporating multiple occupant behavior scenario into the summer design. Eight semi-structured interviews with design offices engineers and a labeling organization revealed that, at the design stage, regulatory window models and simple solar shading schedules are commonly used, despite their known limitations, as they are the only justifiable alternatives. The study also demonstrates that multiple occupant behavior scenarios can be incorporated into summer design assessments and identifies how many scenarios are needed. It supports the development of a dedicated plugin to enable summer performance guarantees and facilitate a shift toward an overheating risk analysis approach at the design stage.

KEYWORDS: Summer overheating, Window opening behavior, Occupant modeling

1. INTRODUCTION

Many existing buildings already experience, or will experience, significant indoor overheating during summer (Roccamena, Alessandrini and Gervasi, 2024; Machard *et al.*, 2026), due to climate change and the increasing frequency and intensity of heatwaves (Calvin *et al.*, 2023). In France, approximately 70% of the residential building stock relies on natural ventilation and from an energy saving perspective it is reasonable to maintain this approach; therefore, occupant interactions with windows and solar shading play a critical role in mitigating summer overheating. Consequently, assumptions about occupant behavior made during the design stage, either for retrofit or new building, strongly influence predicted building overheating. When these assumptions diverge from actual in-use behavior, thermal comfort gaps can emerge during summer. However, the occupant behavior assumptions used by design engineers are neither well documented nor standardized. Several international studies have examined occupant behavior modeling practices in design offices through surveys (O'Brien, Gaetani, *et al.*, 2017; Hellwig *et al.*, 2024), showing that they still largely rely on single, simplified behavior models. Nevertheless, these studies do not address the French context nor specifically focus on summer conditions. In addition, recent research about occupant behavior in building (O'Brien, Gunay, *et al.*, 2017; Campagna *et al.*, 2026) highlights the diversity of occupant behavior. Accordingly, this study addresses the following research questions:

(**RQ1**) How do French design office engineers currently design residential buildings for summer conditions, in terms of simulation tools, occupant behavior assumptions and overheating indicators?

(**RQ2**) How can research better support design office in designing comfortable and resilient buildings under summer conditions?

The novelty of this work lies in collecting knowledge on summer design and occupant behavior assumptions made in design offices, and in exploring both the opportunities and barriers to incorporating occupant behavior diversity with multiple scenarios at the design stage. The outcomes aim to inform researchers about current practices, enable their critical assessment, and guide future research toward outputs that are directly usable by design offices.

2. METHODOLOGY

2.1. GENERAL METHODOLOGY

Two main methodological approaches could have been used to address RQ1 and RQ2: surveys or interviews. A semi-structured interview approach was adopted, combined with a Thematic Analysis. The objective was exploratory rather than representative: to identify design assumptions and barriers to incorporating multiple occupant behavior scenarios. A qualitative approach was also chosen given the difficulty of obtaining sufficient data for a representative sample. This method also enabled an in-depth understanding of specific design workflows, which would be difficult to capture through surveys alone. The overall research methodology is summarized in Figure 1 and detailed in Sections 2.2 and 2.3.

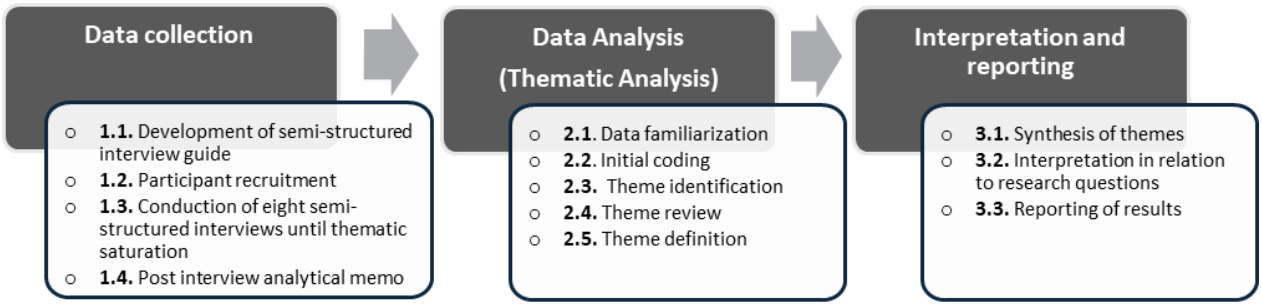


Figure 1: General research methodology

2.2. DATA COLLECTION

To conduct the semi-structured interview, an interview guide (**1.1**) was developed and structured into six sections: (1) background, (2) summer and heatwave design practices, (3) regulatory and design constraints, (4) weather data, (5) occupants and their behavior, and (6) perspectives and future needs. The guide combined closed and open-ended questions and was used flexibly during the interviews to ensure coverage of key topics while allowing interviews to follow participants' flow and idea. The interview guide is provided in the *Supplementary material*. To limit potential bias, the specific focus on occupant behavior assumptions was not explicitly disclosed during recruitment; interviews were presented as a broader investigation of summer design practices.

Participants were recruited (**1.2**) through the authors' professional networks. Inclusion criteria were: (i) being an engineer involved in building residential projects and (ii) experience with building performance simulation. The sample comprised seven engineers from six design offices and one engineer from Bâtiment Durable Occitanie (BDO) labeling organization. Interviews lasted between 1 h and 1 h 35 min, except for the BDO engineer (interview G). The number of interviews was determined in line with similar qualitative studies focusing on very specific and homogenous population, typically 8–12 interviews (Hennink and Kaiser, 2022). After eight interviews, thematic saturation was observed

(**1.3**), as no substantially new themes emerged, and data collection was therefore stopped. All interviews were conducted online using Microsoft Teams, recorded with participants' consent, and automatically transcribed using Copilot transcription tools. After each interview, a brief analytical memo was written to capture initial impressions by the interviewer (**1.4**). Table 1 summarizes the background characteristics of the interviewees.

Interviewee	**A**	**B**	**C**	**D**	**E**	**F**	**G**	**H**
Date of interview	02/10/25	10/10/25	15/10/25	27/10/25	28/10/25	28/10/25	06/11/25	21/11/25
Duration	1h35	1h	1h10	1h10	1h20	1h05	35min	1h
Design office location	South West	Paris	South West	Center	French alps	West	South West	French alps
Design projects location	South West	All France	South West	All France	All France	West	South West	All France
Design office size (people)	[10, 30]	[50, 100]	[10, 30]	[5, 10]	[500, 1000]	[500, 1000]	-	[500, 1000]
Experience (years)	2	13	3	PhD + 18	6	3	> 25	PhD + 11

Table 1: Interviewee information

2.3. DATA ANALYSIS

Interview data were analyzed using a Thematic Analysis approach following Braun and Clarke (2006) framework. This qualitative method is widely used in qualitative research, and social science, to explore participants' experiences and perspectives and have been used in some Building Performance Simulation research (Daly, Cooper and Ma, 2018; Golden, 2024). It provides a systematic and rigorous method for identifying, analyzing, and interpreting recurring patterns within textual data. Accordingly, the analysis followed the 5 main steps defined by Thematic Analysis approach (**2.1**) data familiarization, (**2.2**) initial coding, (**2.3**) theme identification, (**2.4**) theme review, and (**2.5**) theme definition. Transcripts were then iteratively coded, and codes were grouped to enable transversal analysis across interviews. Given the limited size of the dataset (eight interviews), coding and organization were carried out using Microsoft Excel. The resulting coding framework, anonymized codes and citations are available as *Supplementary material*. All interviews were conducted and analyzed by the same researcher, ensuring consistency across data collection and coding.

3. RESULTS

3.1. PERCEPTIONS OF SUMMER DESIGN PRACTICES

All interviewed engineers emphasized the importance of addressing summer building overheating in building design, indicating broad awareness of current and future risks. When asked to rate whether current design practices adequately anticipate summer overheating (1 = not at all, 5 = very well), responses ranged from 2 to 3 (mean 2.8), suggesting a consensus that current practices require improvement.

3.2. CONSTRAINTS IN THE DESIGN PROCESS

Interviewees A, B, C and F reported that, in most residential projects, they are involved at a late stage of the design process. At that point, key parameters influencing overheating, such as building layout, number of dwellings, apartment orientation and size, have already been defined by the client or the architect to maximize economic return. However, some interviewees (D, E and H) indicated that they are involved from the very beginning of the project to ensure that summer thermal comfort is adequately considered. Interviewee D added that they would not participate in a project if they were not involved

from the beginning. Interviewee F, based in western France, also noted that overheating assessment is not always a priority, as significant effort is often still devoted instead to addressing thermal bridges and insulation thicknesses to meet winter performance requirements. Engineer H noted that summer thermal comfort strategies (e.g., overhangs and adjustable slat sunshades) are often among the first elements to be eliminated under budget constraints. In addition, time pressure and limited design budget further limit the depth of overheating assessment, particularly during competition phases.

3.3. Role of Building Performance Simulation (BPS)

Building performance simulation is the primary tool used to assess overheating. All interviewed design offices reported using Pleiades (IZUBA Energies), and this observation is confirmed by interviewee G, representing the BDO labeling organization, stating that approximately 80% of the projects they supervise are modeled using this software. Other BPS tools, such as DesignBuilder or TRNSYS, were mentioned by Interviewees B, D, and H, but only used for R&D projects. Pleiades is largely used due to its ability to support the double BPS role and need of design offices: customized building simulation and regulatory calculations within a single modeling environment.

Building performance simulation is used for customized analyses, either to conduct in-depth design studies or because it is required for certification or labeling. These analyses explore design variants, identify when and why buildings are likely to overheat, and support discussions with clients and project stakeholders. However, its application depends on both the project type and the design office. While simulation is almost systematically performed for non-residential buildings (e.g., schools and daycare centers), it is not consistently applied to residential projects.

For new residential buildings, regulatory simulation (RE2020) with fixed assumptions and its compliance with regulatory summer comfort thresholds (Degree-Hour) is mandatory and strongly shapes design practices. Due to time and budget constraints, several design offices reported that residential projects are often designed primarily to meet regulatory requirements, systematically for Interviewee F, and frequently for Interviewees A, B, and C. Although regulatory compliance is mandatory, several design offices reported that regulatory simulations are not used to inform summer design decisions, as they provide only aggregated indicators rather than hourly temperature profiles that would help identify the causes of overheating. Consequently, some interviewees (A, C, E, and F) described the regulatory approach as a “black box”.

3.4. Overheating indicators used in practice

For all interviewees overheating assessment relies predominantly on the number of occupied hours above 28 °C, which is systematically used across projects. They also indicate that this indicator is used for its simplicity, interpretability, and alignment with labeling demand (e.g., BDO, BDM). Interviewees B and D complement this metric with indoor temperature distribution analyses. Interviewees A, B, C, D, E indicate that they also add additional thresholds of 26°C for the night. They increase the threshold to 29°C or 30°C when they have fans. Other comfort indicators (e.g., Givoni charts or EN 16798-1 categories) are well known, but only used in complement of the number of occupied hours above 28°C. The regulatory overheating degree-hour indicator is frequently criticized and poorly understood by practitioners and is therefore used exclusively for regulatory compliance. However, despite these criticisms, the indicator incorporates adaptive comfort principles, integrates over hours, and applies

distinct daytime and nighttime thresholds, thereby addressing several critics attributed to already used overheating indicators.

3.5. OCCUPANT BEHAVIOR ASSUMPTIONS IN SIMULATIONS

3.5.1. Importance of occupant behavior

Occupant behavior was identified as a major driver of building overheating across all interviews. When rated on a 1–5 scale, 5 as very important, its importance received scores between 4 and 5 (mean: 4.6). However, interviewees expressed moderate confidence in how well real behaviors are represented in simulations, particularly in residential buildings (≈3 over 5). Higher confidence was reported for non-residential buildings, where future occupancy patterns and habits can be more precisely anticipated. The following sections examine occupant behavior assumptions in additional simulations for in-depth design or certification, excluding regulatory simulations where the behavior model is fixed.

3.5.2. Occupancy

Across all interviews, occupancy and internal heat gains were the first occupant-related assumptions mentioned. In all interviewee's cases, residential buildings there are exclusively based on regulatory schedule. Interviewees widely acknowledged that regulatory occupancy scenarios are outdated, particularly given increased teleworking, but reported a lack of credible alternatives and empirical data to justify deviations, leading all engineers to rely on regulatory scenarios as formal justification.

3.5.3. Window opening

Concerning window opening model, most practitioners rely on the default model implemented in Pleiades, corresponding to the RE2020 model described by (Campagna *et al.*, 2025). This reliance stems either from limited awareness of the underlying window opening model in Pleiades (Interviewee A) or from the lack of credible and justifiable alternative models for residential buildings, like for occupancy patterns (section 3.5.2). Parameters are occasionally adjusted, notably the temperature hysteresis (ΔT), at 2 or 4°C (3°C in the RE2020 model). These adjustments are justified either by the perception that a ΔT of 3°C is insufficiently favorable to natural ventilation (Interviewee B) or are made from design habit (Interviewee C). If they do not use the default model, they rely on similar assumptions, with windows open at night and closed during the day according to custom schedules (interviewee D). Interviewees G and H, rather than focusing on window-opening models, pay more attention to night-time ventilation airflow, ensuring that airflows are not unrealistically high (meaning <10 Vol/h).

3.5.4. Solar Shading

RE2020 regulatory solar shading models are never used for building simulations. Instead, engineers apply constant position during all summer or scheduled assumptions based on building occupancy, avoiding "overly optimistic assumptions, such as 100% occultation" (interviewee B). These assumptions typically range from 50% to 80% maximum occultation, depending on the type of shading device (e.g., internal blinds, rolling shutters, external louvers) and occupancy patterns. Discrepancies on value exist across design offices, for example, interviewee C assumes 20% occultation for internal blinds, while interviewee H uses 50%.

3.5.5. Variant of occupant behavior assumptions

All interviewed design offices run simulations with at least two occupant behavior scenarios: a baseline (regulatory or default model) and a second representing potential "misuse" (Interview G). These alternative scenarios are primarily pedagogical to illustrate nighttime window opening or daytime shading to clients or to meet labeling requirements (e.g., the highest level of the BDO label requires a

"misuse" scenario simulation). However, "misuse" is neither clearly defined nor linked to specific thermal comfort criteria, and adjustments are typically modest (e.g., reducing shading from 70% to 50% like interviewee D), with extreme behaviors, such as opening windows during a daytime heatwave, never modeled due to concerns about their impact on design decisions (Interviewee D). interviewees (C, F) suggested that only 5 to 10 occupant behavior scenarios would be reasonable at the design stage, while Interviewee H indicated that up to 20 scenarios could be considered. The main barriers being the time required and the error-prone process of implementing multiple scenarios in simulation tools, as well as computation time, which depends on project characteristics (size, type, and budget).

3.5.6. Lack of feedback about in-use building performance

Across interviews, practitioners highlighted the lack of feedback about building performance in operation, with post-occupancy evaluation (POE) on building overheating rarely conducted; only Interviewees B and D reported performing POEs. However, interviewees A and C noted that user manuals are sometimes provided in the commissioning plan ordered by the client, offering guidance on building operation such as window openings, but they acknowledged that this information is far from sufficient and that both the guides and the knowledge are quickly lost over time.

4. DISCUSSIONS

4.1. LIMITATIONS OF THE STUDY

The first limitation of this study is related to its qualitative approach, which does not allow for results to be representative of all design offices. In addition, participants were likely more motivated and experienced in summer design than the average engineer, as they voluntarily engaged in one-hour interviews. This may bias their practice on summer building overheating comfort and occupant behavior in building performance simulations (BPS). Furthermore, two design offices included in the study are well known for their advanced practices. While this may introduce some bias, the authors argue that, if even the most advanced offices face certain observed challenges and do not implement some practices, it is reasonable to assume that less advanced design offices encounter, or will encounter, the same barriers and are unlikely to adopt better practices.

4.2. COMPARISON WITH INTERNATIONAL PRACTICES AND REAL BEHAVIOR

	French Practitioners (This Study)	**International Practitioners (O'Brien, Gaetani, et al., 2017; Hellwig et al., 2024)**	**Observed Real Behavior (Campagna *et al.*, 2025, 2026)**
BPS used	Pleiade	EnergyPlus, DesignBuilder, or TRNSYS	Not applicable
Window behavior	RE2020 **regulatory** model or small deviations (always night ventilation; closed during the day, open at night) Occasionally a "**misuse**" scenario (e.g., always closed).	**Rule-based models** based on indoor and outdoor temperatures; most buildings assumed to have non-operable windows	**Classical summer**: all possible behaviors; **heatwaves**: night ventilation ~70% of dwellings, ~50% window closed during the day
Solar shading behavior	**Occupancy-based** schedules or **constant** throughout summer; occultation levels 50–80% Occasionally a "**misuse**" scenario (e.g., always open or −20% occultation).	39% of modelers assume **blinds open**; 49% use models dependent on **thermal or visual stimuli**	**Classical summer**: 40–60% total solar shading closed during the day; **heatwaves**: 50–80% closed during the day

Table 2: Comparison of tools and occupant behavior assumptions done in French practice, international practice and observed real behavior

Table 2 synthesizes and compares the summer design practices reported by French design offices in this study with international practices (O'Brien *et al.*, 2017; Hellwig *et al.*, 2024) and with observed occupant behavior from a 2023 summer experimental campaign (Campagna *et al.*, 2026).

The main discussions about these comparisons are as follows:

BPS: The widespread use of Pleiade in French practice limits the transfer of internationally developed occupant behavior models, such as obFMU (Hong *et al.*, 2016) developed for EnergyPlus. This raises the question of whether research efforts should focus on implementing state-of-the-art occupant behavior models within Pleiades, or rather on informing practitioners about other internationally recognized BPS tools and supporting their compliance with French regulations.

Windows: French design practice relies on regulatory models assuming idealist occupant behavior (e.g., night ventilation, closed during the day). Compared with observed behavior, as demonstrated in (Campagna *et al.*, 2025), these models are overly optimistic and fail to capture behavioral diversity. International rule-based models also differ and do not fully reflect the French context, characterized by operable windows and no air conditioning.

Solar shading: Assumptions for solar shading are generally closer to observed behavior than window-opening models, particularly during heatwaves. However, they remain overly optimistic during non-heatwave periods and sometimes assume constant high occultation levels (80–90%) throughout the summer.

4.3. SYNTHESIS AND FUTURE RESEARCH AVENUES

In the French practice, occupant control of windows and solar shading is often modeled optimistically as the primary strategy to mitigate overheating, reflecting a national specificity compared with international practice, which more frequently relies on air conditioning. However, our results align with international literature, which shows that practitioners rely on simple, assumptions and regulatory standards to justify their choices, as they have no other data or models to use.

These findings highlight the need for further work to identify which occupant behavior models should be used as a baseline and as a "misuse" scenario. Such guidance should be incorporated into BPS tools used by French practitioners, notably Pleiades, as well as standards, regulations, and labels (e.g., BDO) to provide a shared framework for better assessing overheating. Such new standardized assumptions/models could be also promoted through design office initiatives, as the Etamine manifesto did for standardized weather files.

Additionally, this study demonstrates that design offices can feasibly incorporate multiple occupant behavior scenarios into building design, if and only if the scenarios are clearly defined and provided, and if the time-consuming, error-prone process of manual implementation is avoided. A dedicated plugin could automate simulations, let the user select a reasonable number of scenarios corresponding to their project, varying from 5 to up to 10 or 20 scenarios, and visualize the resulting range of overheating, like the Amapola plugin in Pleiades used mainly for winter sensitivity studies, but applied to summer and window, and solar shading behavior. Using multiple scenarios in this way would support summer performance guarantees in residential buildings, analogous to those done for winter energy performance, and shift design toward an overheating risk–based framework that explicitly accounts for behavioral diversity. However key challenges will remain in the in-use evaluation, including

standardizing post-occupancy monitoring, defining acceptable deviations from expected behavior, and determining monitoring scope and duration.

5. CONCLUSION

Eight semi-structured interviews with engineers from design offices and one labeling organization revealed that summer design of French residential buildings predominantly relies on regulatory occupant behavior models—especially for window operation—and simple schedule-based assumptions for solar shading. These models are overly optimistic, yet used due to the lack of justifiable alternatives, with overheating typically assessed using simplified indicators and a single scenario. The study highlights the need to: (1) **Update and harmonize assumptions** for windows and solar shading in labels, BPS tools, and future regulations. (2) **Shift toward overheating risk–based design** using multiple scenarios (5 to 20) and improved monitoring to support future performance guarantees in summer.

6. ACKNOWLEDGEMENT

This work was done within the framework of Solar Academy Graduate School, grant ANR-18-EURE0016. The authors would like to acknowledge the financial support of CSTB and all interviewees time. *Supplementary materials* are available in Kevin Campagna GitHub.

7. BIBLIOGRAPHIE

Braun, V. and Clarke, V. (2006) "Using thematic analysis in psychology," *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), pp. 77–101. Available at: https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa.

Calvin, K. *et al.* (2023) *IPCC, 2023: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change IPCC, Geneva, Switzerland.* First. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.

Campagna, K. *et al.* (2025) "Observed vs. simulated occupant behavior: Exploring the summer comfort gap induced by occupants in the French building energy code." *Cisbat*, Lausanne, Switzerland: IOP Conference series.

Campagna, K. *et al.* (2026) "Windows, fans, and solar shadings during summer and heatwave: Occupant behavior and potential for improvement in heat-mitigation practices," *Building and Environment*, 290, p. 114168. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2025.114168.

Daly, D., Cooper, P. and Ma, Z. (2018) "Qualitative analysis of the use of building performance simulation for retrofitting lower quality office buildings in Australia," *Energy and Buildings*, 181, pp. 84–94. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.09.040.

Golden, O. (2024) "Exploring The Impact of Design Professionals on the Energy Retrofit of Dwellings in Ireland: A Qualitative Methodology." Atlantic Technological University (ATU). https://doi.org/10.21427/8vw5-re53.

Hellwig, *et al.* (2024) "Accounting for occupants in current building design and operation practice," *CIBSE Technical Symposium*.

Hennink, M. and Kaiser, B.N. (2022) "Sample sizes for saturation in qualitative research: A systematic review of empirical tests," *Social Science & Medicine*, 292, p. 114523. https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2021.114523.

Hong, T. *et al.* (2016) "An occupant behavior modeling tool for co-simulation," *Energy and Buildings*, 117, pp. 272–281. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.10.033.

Machard, A. *et al.* (2026) "Summer Overheating and Thermal Discomfort in French Households: Findings from an Experimental Campaign," *Proceedings of the 15th REHVA HVAC World Congress - CLIMA 2025*. Cham: Springer Nature Switzerland, pp. 1044–1053. https://doi.org/10.1007/978-3-032-06810-1_105.

O'Brien, W., Gunay, H.B., *et al.* (2017) "A preliminary study of representing the inter-occupant diversity in occupant modelling," *Journal of Building Performance Simulation*, 10(5–6), pp. 509–526. https://doi.org/10.1080/19401493.2016.1261943.

O'Brien, W., Gaetani, I., *et al.* (2017) "International survey on current occupant modelling approaches in building performance simulation," *Journal of Building Performance Simulation*, https://doi.org/10.1080/19401493.2016.1243731.

Roccamena, L., Alessandrini, J.M. and Gervasi, P. (2024) "Assessing the level of adaptation to heat waves in Parisian housing." *44th AIVC conference "Retrofitting the Building Stock: Challenges and Opportunities for Indoor Environmental Quality,"* Dublin.

Evaluation de la performance globale de huit systèmes de ventilation pour la rénovation de logements individuels

Vincent Chanal*[1], Franck Alessi[1], Bassam Moujalled[2], Nolwenn Hurel[2], Sylvain Berthault[2], Chloé Martin[3]

[1] Univ. Grenoble Alpes, CEA, Liten, Campus Ines, 73375 Le Bourget du Lac, France
[2] Cerema, Equipe Recherche BPE, 46 rue St Théobald, 38080, L'Isle d'Abeau, France
[3] Dorémi Rénovation, 1 Rue Marc Seguin, 26300 Alixan, France
***vincent.chanal-bertaud@cea.fr**

RESUME.

Aujourd'hui en France, les acteurs de la rénovation de logements manquent d'un référentiel technique pour le choix d'un système de ventilation. Cette étude, réalisé dans le cadre du projet JUSTAIR financé par l'ADEME vise à évaluer la performance globale de huit systèmes de ventilation au sein d'un logement individuel en phase de rénovation. Pour cela, un modèle thermo-aéraulique (TRNSYS-CONTAM) incluant ces systèmes a été développé. Une étude paramétrique a alors été conduite sur 648 scénarios faisant varier la météo, l'enveloppe ou encore l'occupation. Les systèmes ont enfin été comparés sur la base de 19 indicateurs d'évaluation de la performance ciblant la qualité d'air intérieur, le confort thermique ou la consommation énergétique. Les résultats montrent que les systèmes double-flux et le système par insufflation induisent de plus faibles expositions au CO_2, formaldéhyde et PM2,5 que les systèmes hygroréglables. En revanche, ces derniers assurent un meilleur taux d'humidité et consomment moins d'énergie. La gestion des ouvrants semble enfin très influente, particulièrement sur les systèmes simple-flux.

MOTS-CLÉS : Ventilation, Rénovation, Evaluation des performances

1. INTRODUCTION

En France, le secteur résidentiel constitue le plus gros poste de consommation d'énergie, représentant 28% de l'énergie finale totale en 2019, principalement en raison des besoins en chauffage (SDES 2021). Ainsi, depuis une dizaine d'années, de nombreuses politiques nationales pour la rénovation des bâtiments ont été instaurées afin d'améliorer leur efficacité énergétique. Ces travaux de rénovation portent le plus souvent sur l'isolation ou l'étanchéité à l'air du bâti mais sans systématiquement considérer l'enjeu de la ventilation. Pourtant, l'installation d'un système de ventilation adapté est essentielle pour assurer le triptyque confort, santé et efficacité énergétique du logement. Aujourd'hui en France, il n'existe toutefois pas de référentiel technique pour aider les acteurs de la rénovation dans un tel choix.

Dans ce contexte, le projet JUSTAIR, financé par l'ADEME, vise à apporter des éléments d'aide à la décision pour le choix d'un système de ventilation adapté dans le cadre de la rénovation de logements individuels. La méthode proposée est une évaluation des performances globales de plusieurs systèmes au moyen de simulations numériques. Dans un premier temps, huit systèmes ont été sélectionnés suite à un retour d'expérience mené auprès de professionnels du bâtiment et de la rénovation. Un modèle numérique a alors été développé (Harrouz et al. 2026) puis calibré sur la base de mesures expérimentales réalisées dans une maison expérimentale du CEA INES, au Bourget-du-Lac (73) (Alessi et al. 2026).

Une étude paramétrique a ensuite été menée afin de comparer les systèmes dans différentes conditions, représentatives de la diversité du parc résidentiel français. Pour cela, les systèmes ont été

évalués au travers de 648 scénarios, construits à partir de variations selon sept catégories, telles que le climat extérieur, l'étanchéité à l'air du bâti ou encore le comportement des occupants. L'évaluation des performances des systèmes repose sur 19 indicateurs, répartis selon différents critères tels que la qualité d'air intérieur, le risque de condensation au sein du bâti, les besoins thermiques en chauffage, le confort d'été ou encore le balayage de l'air.

Cet article présente la partie du projet portant sur l'étude paramétrique, la méthode utilisée pour la réaliser ainsi que les résultats obtenus.

2. METHODE

2.1. MODELE THERMO-AERAULIQUE

Le modèle utilisé s'inspire de (Boulier et al. 2024) pour la partie aéraulique, développée sous le logiciel de simulation aéraulique dynamique et multizone du NIST, CONTAM, reconnu pour la fiabilité de ses simulations de transferts d'air et de polluants. Un second modèle a par la suite été créé couplant CONTAM à l'outil de simulation thermique dynamique TRNSYS pour prendre précisément en compte les transferts de chaleur. Tous les détails de ce modèle, les hypothèses utilisées ainsi que sa calibration sur les données expérimentales collectées durant le projet sont explicitées par (Harrouz et al. 2026). Les détails sur la maison expérimentale modélisée sont données dans (Alessi et al. 2026).

2.2. SYSTEMES DE VENTILATION ETUDIES

Les huit systèmes de ventilation modélisés et évalués dans cette étude sont les suivants.

Le système « SF hygro A » est un système de ventilation mécanique à simple flux hygroréglable, c'est-à-dire dont le débit d'extraction est régulé sur l'humidité intérieur. Les entrées d'air sont, elles, à ouverture fixe, autoréglables. La « SF hygro B » fonctionne sur le même principe à la différence que ses entrées d'air sont aussi régulées en humidité. Le système double-flux autoréglable fonctionne à débit constant, sans aucune régulation avec extraction en pièces humides et insufflations en pièces sèches. Il est équipé d'un échangeur de chaleur et d'un filtre sur l'air extérieur. Trois variantes de ce système sont étudiées : une à fort débit (180 m3/h, « DF Auto »), une à faible débit (105 m3/h, « DF Auto débit bas »), une à fort débit équipée d'une pompe à chaleur (« DF Auto + PAC »). La « DF SGI » est une quatrième variante de système double-flux qui se distingue par son insufflation d'air centralisée en un seul point du logement, tout en conservant une extraction multipoint. Cela a pour but d'éviter l'installation d'un réseau de gaine supplémentaire et simplifier son installation dans le cadre d'une rénovation. D'autre part, des ventilateurs auxiliaires sont installés dans les portes des pièces sèches afin d'améliorer la circulation d'air. Le système « Hygro B + VMP » représente le cas d'une extension de logement dans laquelle une ventilation mécanique ponctuelle, un système double-flux autonome, aurait été installé dans la chambre 1. Le reste du logement est équipé d'une SF hygro B. La ventilation mécanique par insufflation, « V.M.I. », fonctionne sur le principe d'une insufflation forcée multipoint dans les pièces sèches générant une surpression dans le logement. L'air est extrait dans les pièces humides par des modules de sortie d'air, des réglettes autoréglables, après avoir balayé le logement. Ce système dispose également d'un filtre d'air extérieur ainsi que d'un système de préchauffage de l'air extérieur. Enfin, la ventilation mécanique répartie, « VMR », est un système simple-flux basé sur le même principe qu'une hygro B. Sa différence réside dans ses quatre extractions d'air qui ne sont pas centralisées mais ponctuelles. Au contraire des hygro A et B, ces extractions fonctionnent en tout ou rien selon un seuil d'humidité relative fixé à 60% (70 m^3/h au-delà). Les entrées d'air sont libres et hygroréglables.

2.3. INDICATEURS DE PERFORMANCES

Afin de comparer les systèmes entre eux, des critères ont été définis. Un jeu de 19 indicateurs a été identifié pour caractériser les performances des systèmes selon les différentes catégories souhaitées.

Les indicateurs retenus sont les suivants. Pour l'exposition au CO_2, l'indice ICONE (Ribéron et al. 1970), l'exposition moyenne aux concentrations de CO_2 supérieures à 1000 ppm sur la période (E_CO2) et le 95^{e} percentile d'exposition au CO_2 sur la période (P_95_CO2) ont été retenus. Pour l'humidité, les indicateurs représentent le pourcentage de temps d'exposition d'au moins un occupant à une humidité relative en dehors de la plage [40-60%] (E_RH_40_60) ainsi que le pourcentage de temps d'humidité relative supérieure à 70%, indépendamment de la présence (E_RH_70), quantifiant les risques de condensation pour le bâti. Pour l'exposition à chacun des autres polluants, c'est-à-dire les PM2,5, le formaldéhyde, le NO_2 et le radon, on s'intéresse à la moyenne de l'exposition des occupants au polluant sur la période (I_<polluant>) ainsi que leur exposition aigüe, calculée comme le maximum de l'exposition cumulée sur 1h sur la période considérée. Pour l'hiver, on regarde également les besoins de chauffage du logement, et pour l'été, le confort des occupants avec le nombre d'heure d'inconfort (Nbh_inc_ete), ainsi que les degrés-heures d'inconfort (DH_inc_ete). La consommation des ventilateurs est aussi observée. Enfin, des indicateurs aérauliques complémentaires sont calculés pour approfondir l'analyse : le débit moyen de ventilation du système sur la période et le taux de renouvellement d'air moyen du logement (Air Change Rate).

Ces indicateurs sont calculés pour chacun des occupants (indicateurs d'exposition aux polluants) ou pour chacune des pièces (les autres indicateurs), puis la valeur maximale parmi toutes ces valeurs est retenue comme étant la valeur de l'indicateur pour ce scénario et pour ce système.

2.4. RESUME DE L'ENSEMBLE DES VARIATIONS DES PARAMETRES POUR L'ETUDE PARAMETRIQUE

Afin d'évaluer les systèmes dans différents contextes, représentant la diversité du parc résidentiel français, plusieurs scénarios ont été considérés dans une étude paramétrique. Les sept catégories de paramètres choisis pour cette étude ainsi que leurs niveaux de variations sont présentées dans le Tableau 1. Les valeurs « Cas de base », sont explicitées dans (Harrouz et al. 2026).

Catégorie	Paramètre	Valeur retenue pour l'étude paramétrique		
Météo (RE 2020 2023)	Zone climatique française	Météo RE2020 zone H1b (env. La Rochelle / Tours)	Météo RE2020 zone H2b (env. Strasbourg / l'Est)	Météo RE2020 zone H3 (le Sud-Est, PACA)
Pollution externe (Atmo Auvergne-Rhône-Alpes 2023)		Moyenne		Forte
	Polluants externes PM2,5	Deux profils à partir des mesures des stations atmo (data.gouv.fr) : moyen (région de Saint-Germain (69), 2023) et extrême (ville de Grenoble (38), 2023).		
	Polluants externes NO_2			
	Polluants externes radon	Deux valeurs (moyenne et forte) de taux d'émission par le sous-sol issues de (Collignan et Powaga 2014).		
Enveloppe		Maison ancienne	Maison rénovée	Maison performante
	Isolation thermique $R_{enveloppe}$ (m².K / W)	Mauvaise 2,6	Bonne 4,9	Bonne 4,9
	Perméabilité à l'air $q_{4,enveloppe}$ (m^3/h/m²)	3	0,6	0,2

Scénarios occupation	Nb occupants + présence	4 occupants + présence de base.	4 occupants + présence forte.	6 occupants + présence de base.
Emissions internes (Poirier et al. 2021)		Faibles	Moyennes	Fortes
	Apports chaleur	50%	Cas de base	150%
	Emissions H_2O cuisson + douches + lessive	50%	Cas de base	150%
	Emissions PM2,5 cuisson	1,26 $mg.min^{-1}$	1,91 $mg.min^{-1}$	2,55 $mg.min^{-1}$
	Emissions HCHO (formaldéhyde)	4,5 $\mu g.h^{-1}.m^{-2}$	12 $\mu g.h^{-1}.m^{-2}$	23,6 $\mu g.h^{-1}.m^{-2}$
Gestion des ouvrants (Th-BCE 2020 2020)		Peu de ventilation naturelle		Beaucoup de ventilation naturelle
	Gestion fenêtres été	Cas de base avec 30% d'ouverture de la fenêtre.		Cas de base avec 100% d'ouverture de la fenêtre.
	Gestion fenêtres hiver	Aucune ouverture de fenêtres.		Aération ponctuelle chaque matin et chaque soir de 10 min.
	Gestion portes intérieures	Toutes les portes intérieures sont tout le temps fermées.		Toutes les portes intérieures sont tout le temps ouvertes, sauf salles d'eau et chambres quand elles sont occupées.
	Gestion protections solaires	Scénario de gestion manuelle de la RE2020.		Scénario de gestion automatique de la RE2020.
Modèle polluants	Tampon hygroscopique	Valeurs issues du calage avec résultats expérimentaux.		Valeurs issues du calage fois 3.

Tableau 1 : Paramètres de l'étude et leurs niveaux de variations

3. RESULTATS ET DISCUSSION

3.1. PERFORMANCES GLOBALES DES SYSTEMES

Dans cette étude paramétrique, 648 scénarios sont testés et ce pour chaque système. Le Tableau 2 présente les moyennes et écarts-types de ces distributions de performances selon une sélection de 19 indicateurs parmi ceux calculés dans le projet. Uniquement les résultats d'hiver sont présentés ici, sauf pour l'inconfort d'été.

Pour la gestion du CO_2, on observe une moins bonne performance des systèmes hygroréglables (notamment pour les VMC SF Hygro A/B et la VMR) par rapport aux autres systèmes, et ce pour les trois indicateurs considérés (ICONE, E_CO2 et P95_CO2). Ceux-ci présentent en effet un débit de ventilation moyen faible pouvant expliquer ces résultats. Au contraire, les systèmes avec un débit plus élevé (doubles-flux et V.M.I.) parviennent mieux à limiter les expositions au CO_2. La VMC DF SGI se démarque particulièrement, certainement grâce à sa régulation sur la teneur en CO_2 dans deux pièces importantes de la maison (chambre 1 et séjour).

En termes de gestion de l'humidité, les systèmes hygroréglables se démarquent légèrement des autres systèmes quant à leur gestion de l'humidité dans la plage [40% ; 60%]. Leur régulation par l'hygrométrie leur permet en effet d'élever leur débit en cas d'humidité relative intérieure importante. En revanche, tous les systèmes performent identiquement pour l'indicateur E_RH_70. Cela pourrait souligner la

tendance des systèmes à fort débit à rendre l'air intérieur plus sec. Les systèmes hygroréglables, au contraire, diminuent leur débit en cas de baisse d'humidité, évitant ainsi ce phénomène. Il est à noter que, lors des pics d'humidité, les systèmes hygroréglables n'augmentent pas leur débit beaucoup plus haut que d'autres systèmes avec un débit de base déjà élevé. Leur avantage sur les autres systèmes est donc moins prononcé dans ces situations de pics d'humidité.

Systèmes / Indicateurs	VMC Hygro B	VMC Hygro A	VMC DF Auto	VMC DF Auto débit bas	VMC DF Auto + PAC	VMC DF SGI	VMC Hygro B + VMP	V.M.I.	VMR
I_ICONE	3,09	2,97	1,18	1,21	1,18	0,91	1,66	1,04	3,23
	± 0,91	± 1,03	± 0,12	± 0,15	± 0,12	± 0,31	± 0,66	± 0,47	± 0,99
E_CO2 (ppm)	505	490	102	103	102	34	165	81	555
	± 271	± 269	± 35	± 35	± 35	± 22	± 94	± 50	± 282
P95_CO2 (ppm)	2590	2630	1350	1430	1350	1200	1800	1510	2780
	± 667	± 714	± 53	± 144	± 52	± 116	± 336	± 245	± 751
E_RH_40_60 (% de la saison)	33,0%	33,9%	42,5%	40,1%	42,5%	41,0%	37,3%	39,3%	29,5%
	± 6,8%	± 6,7%	± 7,1%	± 5,2%	± 7,0%	± 5,4%	± 3,6%	± 4,4%	± 8,5%
E_RH_70 (% de la saison)	7,2%	6,6%	5,3%	5,4%	5,3%	3,8%	5,8%	5,0%	4,5%
	± 5,3%	± 4,7%	± 5,0%	± 5,2%	± 5,1%	± 4,1%	± 4,3%	± 4,9%	± 3,3%
I_PM2.5 (µg/m^3)	29,8	29,6	20,5	31,8	20,5	30,1	30,7	33,5	46
	± 8,1	± 7,9	± 5,5	± 10,4	± 5,5	± 8,9	± 8,3	± 10,5	± 14,8
I_PM2.5_acute (µg/m^3)	237	238	199	276	199	267	238	297	374
	± 66	± 66	± 59	± 91	± 59	± 80	± 66	± 102	± 145
I_Formaldéhyde (ppb)	12,6	11,7	4,1	5,5	4,1	6,2	9,8	5,1	15,9
	± 8,1	± 7,6	± 2,5	± 3,5	± 2,5	± 4,1	± 6,5	± 3,0	± 10,3
I_Formaldéhyde_ acute (ppb)	31,7	32,0	9,8	11,2	9,8	13,5	25,7	13,1	56,9
	± 19,1	± 19,1	± 6,1	± 6,7	± 6,1	± 8,1	± 15,0	± 7,2	± 34,5
I_NO2 (µg/m^3)	9,6	10,1	12,5	11,6	12,5	10,5	9,8	10,9	9,0
	± 7,1	± 7,4	± 9,2	± 8,5	± 9,2	± 7,6	± 7,1	± 8,0	± 6,6
I_NO2_acute (µg/m^3)	52,6	53,8	57,7	56,4	57,7	50,1	52,7	51,6	51,5
	± 22,6	± 23,8	± 26,9	± 23,9	± 26,9	± 21,2	± 22,5	± 22,3	± 21,8
I_Radon (Bq/m^3)	470	279	45	59	45	189	470	28	365
	± 681	± 338	± 45	± 68	± 45	± 221	± 720	± 40	± 472
P95_Odor (µg/m^3)	9370	9390	9370	9490	9360	3520	9380	13110	31980
	± 7100	± 7070	± 7120	± 7000	± 7120	± 1670	± 7090	± 11500	± 32670
Conso. ventilateurs (kWh/saison)	45	65	239	139	239	282	59	243	56
	± 9	± 11	± 0	± 0	± 0	± 11	± 8	± 44	± 26
Besoins de chauffage (kWh/m²)	28	28	24	23	13	26	28	38	26
	± 13	± 13	± 14	± 14	± 8	± 14	± 13	± 13	± 13
Nbh_inc_ete (h/saison)	230	206	82	82	N/A	86	195	120	242
	± 332	± 305	± 156	± 158	N/A	± 160	± 285	± 206	± 332
DH_inc_ete (°C.h/saison)	345	289	69	71	N/A	81	281	131	380
	± 637	± 534	± 150	± 158	N/A	± 175	± 508	± 278	± 674
Air Change Rate (vol/h)	0,22	0,23	0,69	0,40	0,69	0,57	0,28	0,64	0,14
	± 0,03	± 0,02	± 0,00	± 0,00	± 0,00	± 0,01	± 0,03	± 0,04	± 0,07
Débit de ventilation moyen (m^3/h)	58,8	61,6	180,6	105,4	180,6	149,8	74,2	168,7	37,9
	± 6,9	± 6,2	± 0,0	± 0,0	± 0,0	± 3,0	± 6,7	± 10,4	± 17,4

Tableau 2 : Moyennes et écarts-types des performances des 8 systèmes parmi les 648 scénarios et pour une sélection de 19 des indicateurs calculés.

Dans ces simulations, tous les systèmes semblent peiner à limiter la présence des particules fines (PM2,5) dans la maison. Dans tous les cas d'études simulés, la pollution aux PM2,5 provient majoritairement de l'intérieur (cuisson dans la cuisine), rendant alors les filtres installés sur certains systèmes (les doubles-flux et la V.M.I.) insuffisants. Pour la plupart des systèmes, le traitement de ce polluant émis ponctuellement est alors mieux géré par les systèmes au débit moyen important. La double-flux à haut débit présente ainsi les meilleurs résultats, tandis que la VMR, au débit de base le plus faible, est en bas du classement. Cependant, malgré leur faible débit de base, les systèmes hygroréglables parviennent à égaler les performances d'autres systèmes au débit plus élevé grâce à leur régulation sur l'humidité et la corrélation entre émissions de PM2,5 et émissions d'humidité lors de la cuisson. Durant ces pics, les Hygro A et B atteignent une extraction de 135 m^3/h dans la cuisine, supérieure à la DF Auto débit haut (120 m^3/h) et à la V.M.I. (60 m^3/h).

Pour les polluants émis en continu, tel que le formaldéhyde, les systèmes hygroréglables avec un débit de base réduit ne permettent pas d'évacuer efficacement ce polluant d'origine intérieure. Au contraire, le NO_2, issu de l'extérieur et non filtré, est apporté en plus grande quantité par les systèmes au débit élevé.

La gestion du radon émanant du sol dépend quant à elle principalement du mode de fonctionnement des systèmes. Ceux basés sur une mise en dépression du logement présentent en effet les moins bons résultats, à l'inverse du système V.M.I. basé sur la mise en surpression du logement. Les doubles-flux, conservant une pression intérieure équilibrée, présentent ainsi des performances intermédiaires.

Malgré leur fort débit, les systèmes double-flux maintiennent des besoins de chauffage raisonnables grâce à leur échangeur de chaleur, encore plus si équipés d'une pompe à chaleur. En revanche, la V.M.I. ne disposant pas d'un tel mécanisme mais fonctionnant à débit important génère des pertes de chaleur par renouvellement d'air importantes. Ces échangeurs de chaleur peuvent être désactivés l'été et permettent alors de limiter la surchauffe du bâtiment en profitant d'un rafraîchissement nocturne. Cela se retrouve sur les indicateurs de confort d'été. Les systèmes hygroréglables montrent enfin des pertes thermiques limitées, proches de celles des doubles-flux et ce sans échangeur de chaleur. Ceci est dû à leur principe de fonctionnement qui les fait moins ventiler quand c'est moins nécessaire pour justement limiter leur consommation énergétique.

3.2. SENSIBILITE DES SYSTEMES AUX PARAMETRES

Les niveaux d'influence d'un paramètre sont calculés comme la moyenne des variations de l'indicateur induite par ce paramètre. Parmi tous les paramètres impliqués dans cette étude, les plus influents sur les performances des systèmes de ventilation se révèlent être la gestion des ouvrants et la qualité de l'enveloppe du bâti (particulièrement son étanchéité à l'air). La Figure 1 montre l'influence de ces deux paramètres sur les niveaux de qualité d'air intérieurs (QAI).

Notamment pour la gestion des polluants (CO_2, PM2.5, formaldéhyde et radon particulièrement), augmenter le taux de renouvellement d'air dans le logement par plus d'aération gérée par les occupants ou encore par les défauts d'étanchéité du bâti est particulièrement bénéfique dans le cas des systèmes hygroréglables qui ont un débit de ventilation de base plus faible que les autres systèmes. De plus, les besoins de chauffage n'en sont que peu affectés.

La météo a une légère influence sur les systèmes qui sont déjà sensibles à l'étanchéité à l'air du logement par l'intensité du vent qui joue sur les infiltrations d'air. Elle impacte également les besoins

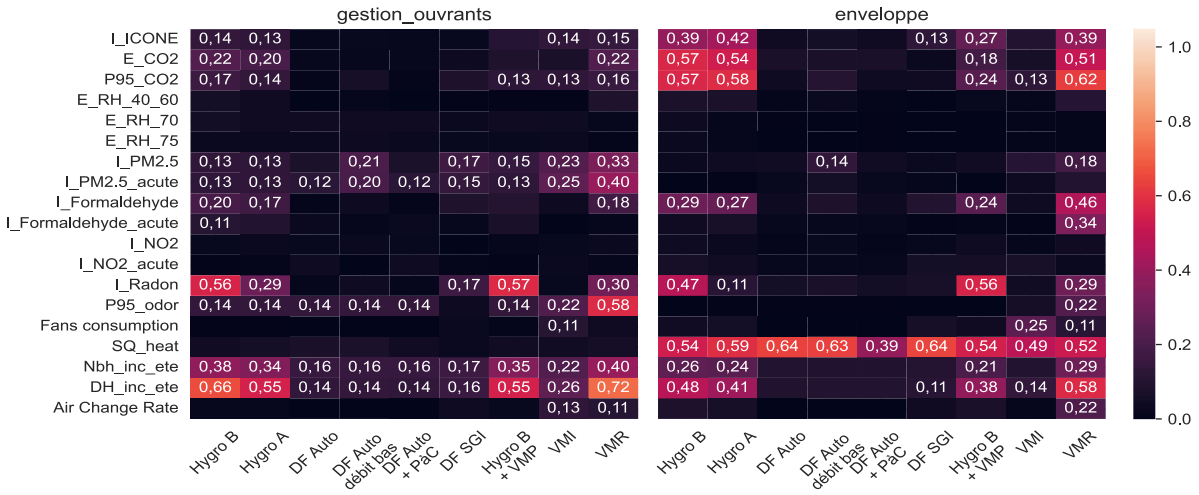


Figure 1 : Influence du paramètre « gestion des ouvrants » (gauche) et « qualité de l'enveloppe » (droite) sur les performances des systèmes selon chacun des indicateurs. L'influence est calculée comme la moyenne des variations de l'indicateur induite par la variation de ce paramètre.

de chauffage du logement, mais de manière à peu près équivalente pour tous les systèmes. La pollution extérieure n'influence que les indicateurs liés aux polluants ayant une source extérieure (PM2.5, NO_2 et radon). Cependant, tous les systèmes sont impactés de manière équivalente par ce paramètre, et ce de manière proportionnelle. L'occupation a une légère influence sur les indicateurs tenant compte de l'exposition des occupants, par le fait que ceux-ci sont justement plus présents dans le logement, et ce pour tous les systèmes de manière équivalente. Les émissions internes impactent identiquement tous les systèmes. Seuls les indicateurs d'exposition aux polluants sont influencés par ce paramètre. De plus, ils varient proportionnellement avec le niveau d'émissions internes. Enfin le tampon hygroscopique a un léger effet sur les systèmes hygroréglable, mais cela semble rester marginal.

4. CONCLUSION

Cet article présente une étude paramétrique évaluant les performances de huit systèmes de ventilation selon 19 indicateurs (qualité de l'air, confort, efficacité énergétique) et à travers 648 scénarios d'usage incluant des variations du climat, de l'enveloppe du bâti et de l'occupation du logement. Les résultats révèlent qu'aucun système ne se distingue comme le plus adapté systématiquement, mais que chacun présente des forces et des faiblesses. Le débit moyen des systèmes semble être fortement corrélé à leur performance en gestion de la qualité d'air intérieur, bien qu'une régulation bien pensée puisse permettre de compenser un débit de base moins élevé.

Sur le plan de la qualité de l'air, les systèmes double-flux se montrent les plus efficaces pour la gestion des polluants, notamment d'origine intérieure (CO_2 et particules fines), grâce à leur débit élevé. Les systèmes simple-flux en dépression se démarquent quant à eux dans leur gestion de l'humidité grâce à leur contrôle hygroréglable. Ce contrôle leur permet également de gérer l'exposition aux particules fines de manière satisfaisante grâce à la synchronisation entre les émissions de ce polluant avec celles d'humidité durant la cuisson la plupart du temps. La V.M.I. (système par insufflation) offre une bonne gestion du CO_2, du radon et du formaldéhyde du fait de son débit élevé, mais au prix d'une consommation énergétique élevée en raison de l'absence d'échangeur de chaleur. Ce sont en effet ces échangeurs de chaleur qui assurent des pertes thermiques limitées aux systèmes double-flux en hiver, tout en pouvant être court-circuités l'été leur permettant de fournir un rafraîchissement passif nocturne

et améliorer le confort d'été. Les systèmes hygroréglables au débit de base faible ont l'avantage de limiter les pertes thermiques en renouvelant moins l'air du logement lorsque c'est moins nécessaire.

Enfin, cette étude souligne l'impact de la gestion des ouvrants et de l'étanchéité à l'air du bâti sur la QAI, plus que les autres paramètres (météo, occupation, niveau d'émissions internes ou de pollution extérieure). En particulier, une aération par ouverture des fenêtres ou une enveloppe plus perméable est davantage bénéfique dans le cas des systèmes hygroréglables qui présentent un débit de base réduit limitant la bonne évacuation des émissions continues (CO_2 et formaldéhyde).

En conclusion, l'approche multicritère développée dans cette étude met en évidence la nécessité de considérer conjointement l'ensemble des indicateurs afin de révéler les compromis de performances entre chaque système. Le choix d'un système de ventilation approprié dépend donc des critères retenus par l'utilisateur et des conditions d'usage.

5. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient l'ADEME pour son support au projet via le financement N°2204D0013. Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence (ANR-18-EURE-0016 – Solar Academy).

6. BIBLIOGRAPHIE

Alessi, Franck, et al. 2026. « A global performance assessment of three ventilation systems in an experimental, retrofitted, single-family home ». Conférence RoomVent 2026. Résumé accepté.

Atmo Auvergne-Rhône-Alpes. 2023. « Concentrations moyennes horaires ». juin 22. https://www.data.gouv.fr/datasets/concentrations-moyennes-horaires.

Boulier, Louison, et al. 2024. « Numerical performance evaluation of ventilation systems for energy-efficient retrofitting of existing houses in France ». Article de colloque presented sur 44th AIVC - 12th TightVent - 10th venticool Conference, Dublin, Ireland. octobre 9.

Collignan, Bernard, et Emilie Powaga. 2014. « Procedure for the Characterization of Radon Potential in Existing Dwellings and to Assess the Annual Average Indoor Radon Concentration ». *Journal of Environmental Radioactivity* 137 (novembre): 64-70.

Harrouz, Jean-Paul, et al. 2026. « Performances multicritères de systèmes de ventilation en maison rénovée : développement d'un modèle numérique par couplage CONTAM-TRNSYS et confrontation expérimentale ». Conférence IBPSA France 2026, Lyon. Article accepté.

Poirier, Baptiste, et al. 2021. « Development of an Assessment Methodology for IAQ Ventilation Performance in Residential Buildings: An Investigation of Relevant Performance Indicators ». *Journal of Building Engineering* 43 (novembre): 103140.

RE 2020. 2023. *Données météorologiques conventionnelles de la RE2020*. février 10. https://rt-re-batiment.developpement-durable.gouv.fr/documents-complementaires-a706.html

Ribéron, Jacques, Olivier Ramalho, Mickaël Derbez, et al. 1970. « Indice de confinement de l'air intérieur : des écoles aux logements ». *Pollution atmosphérique*, nº N°228.

SDES. 2021. *Bilan Energétique de la France pour 2019*. Service des données et études statistiques, Ministère de la Transition Ecologique.

Th-BCE 2020. 2020. *ANNEXE III : Méthode de calcul détaillée « Th-BCE 2020 »*.

Analyse comparative des cinq familles de solutions de toiture : mécanismes physiques, performance thermique et cadre réglementaire

Badr CHEGARI[1,*], Ariane SALVANS[1]

[1]Cool Roof, Domblans Street, Z.A. Quiella, 29590 Le Faou, France
[*]b.chegari@coolroof-france.com

RÉSUMÉ. La toiture couvre 20 à 50 % de la surface urbaine imperméable et constitue l'un des leviers les moins exploités de la transition thermique des villes. Cette revue systématique, conforme à PRISMA 2020, synthétise 52 études (2020–2025) et compare cinq familles : cool roofs (dont PDRC), toitures végétalisées (TV), photovoltaïques (PV), hybrides PV-TV (PVGR) et PV–cool roof (PVCR). Les métriques sont harmonisées et explicites : ΔT_{surf} (réduction de la température de surface extérieure de la toiture), ΔQ_{bt} (réduction de la demande de refroidissement du bâtiment), ΔT_{int} (réduction de la température d'air intérieur) et ΔT_{ICU} (réduction de la température d'air ambiant en canopée urbaine). Les cool roofs abaissent ΔT_{surf} de -8 à -33 K et les PDRC atteignent un refroidissement sub-ambiant jusqu'à $\Delta T \approx -9$ K sous la température d'air ambiant ; les TV abaissent ΔQ_{bt} de 5 à 70 % ; les PVGR gagnent 4,5 à 18 % de rendement électrique PV par évapotranspiration ; les PVCR bifaciaux augmentent la production de 6 à 30 % par sur-albédo sans surcharge structurelle. La trajectoire réglementaire française 30 %→40 %→50 % d'ici 2027 rend ces configurations incontournables. La discussion identifie cinq tensions systémiques et propose un agenda de recherche pour la communauté IBPSA.

MOTS-CLÉS. toiture durable, cool roof, PDRC, toiture végétalisée, photovoltaïque, hybride PV-TV, hybride PV-cool roof, îlot de chaleur urbain, RE2020, PRISMA

ABSTRACT. Rooftops cover 20–50 % of impervious urban surfaces and remain one of the least exploited levers of the urban thermal transition. This PRISMA 2020 systematic review synthesises 52 studies (2020–2025) and compares five families: cool roofs (including PDRC), green roofs (GR), photovoltaic roofs (PV), PV–green roof hybrids (PVGR) and PV–cool roof hybrids (PVCR). Metrics are harmonised and explicit: ΔT_{surf} (reduction of the external rooftop surface temperature), $\Delta Q_{building}$ (reduction of building cooling demand), ΔT_{indoor} (reduction of indoor air temperature) and ΔT_{UHI} (reduction of ambient canopy-level air temperature). Cool roofs lower ΔT_{surf} by -8 to -33 K and PDRC reach sub-ambient cooling down to $\Delta T \approx -9$ K below ambient air temperature; GR reduce $\Delta Q_{building}$ by 5 to 70 %; PVGR gain 4.5 to 18 % in PV electrical efficiency through evapotranspiration; bifacial PVCR increase generation by 6 to 30 % through enhanced albedo without structural overload. The French regulatory trajectory of 30 %→40 %→50 % by 2027 makes these configurations unavoidable. The discussion identifies five systemic tensions and proposes a research agenda for the IBPSA community.

KEYWORDS. sustainable rooftop, cool roof, PDRC, green roof, photovoltaic, PV-GR hybrid, PV-CR hybrid, urban heat island, RE2020, PRISMA

1. INTRODUCTION

Les bâtiments concentrent 30 à 40 % de la consommation énergétique mondiale et plus de 36 % des émissions directes de CO_2 liées à l'énergie (International Energy Agency, 2024). La toiture — cinquième façade couvrant 20 à 50 % de la surface urbaine imperméable (Dong et al., 2025) — subit l'irradiation solaire la plus intense et demeure sous-exploitée. Par fort ensoleillement, un toit bitumineux ($\rho_{sol} \approx 0{,}05$) atteint 60–80 °C, alimentant un flux conductif vers l'intérieur et un flux convectif qui renforce l'îlot de chaleur urbain (ICU) (Santamouris et al., 2020). Cinq familles de solutions toiture émergent : les *cool roofs* et leur dérivé à refroidissement radiatif passif (PDRC) ; les toitures végétalisées (TV) ; les systèmes photovoltaïques (PV) ; et leurs combinaisons hybrides, PVGR (PV + TV) et PVCR (PV + cool roof). Ces cinq familles n'ont pas été comparées simultanément sur des métriques harmonisées dans une revue systématique récente couvrant la période 2020–2025.

La présente revue répond à trois questions : (1) Quelles performances thermiques et énergétiques chaque famille délivre-t-elle, sous quelles conditions climatiques et par quels mécanismes physiques ? (2) Quels verrous économiques et techniques limitent leur déploiement ? (3) Comment le cadre réglementaire français accompagne-t-il ou contraint-il ces choix ?

2. MÉTHODE

La revue suit PRISMA 2020 (Page et al., 2021). Trois bases indexées ont été interrogées : Scopus, Web of Science et ScienceDirect. L'équation de recherche combine par `AND` les quatre blocs : *revêtements* (cool roof, reflective coating, radiative cooling, PDRC), *végétation* (green roof, vegetated, living roof), *photovoltaïque* (PV roof, PVGR, PVCR, PV-cool roof) et *performance* (cooling load, thermal comfort, energy saving, UHI). La couverture temporelle 2020–2025 capture l'état de l'art récent, incluant les PDRC et les hybrides. Inclusion : article à comité de lecture ou actes indexés avec données quantitatives et méthode explicite (expérimentale, simulation ou mesure de terrain). Exclusion : absence de données quantitatives, prépublications non relues, murs végétaux. La qualité a été évaluée par grille Newcastle-Ottawa (NOS) pour les études observationnelles (score $\geq$6/9 requis) et CONSORT pour les études contrôlées ($\geq$12 critères satisfaits). Le flux de sélection est détaillé en Figure 1.

3. MÉCANISMES PHYSIQUES

Les cinq familles agissent sur des termes distincts du bilan énergétique de la toiture. Trois paramètres gouvernent les transferts : la **réflectance solaire** ρ_{sol} (fraction du rayonnement court renvoyée), l'**émittance thermique** ε (capacité d'émission infrarouge dans la fenêtre atmosphérique 8–13 μm), et l'**évapotranspiration** ET (flux de chaleur latente extrait par le substrat végétalisé). Le flux net Q_{cond} (W/m²) conduit vers l'intérieur du bâtiment s'écrit, en régime stationnaire et avec la convention « positif vers l'intérieur » :

$$Q_{cond} = G_{sol}\,(1-\rho_{sol}) - \varepsilon\,\sigma\big(T_{surf}^4 - T_{ciel}^4\big) - Q_{conv} - \lambda_{ET}\cdot ET \tag{1}$$

où G_{sol} est l'irradiance solaire incidente, $\sigma = 5{,}67\times10^{-8}$ W/m²/K^4, Q_{conv} les pertes convectives vers l'air ambiant (W/m²) et $\lambda_{ET}\cdot ET$ le flux latent, nul hors végétation. Le second terme représente l'*émission nette* infrarouge de la surface (T_{surf}) vers le ciel (T_{ciel}), qui refroidit la toiture lorsque $T_{surf} > T_{ciel}$. La température radiative effective du ciel clair est typiquement $T_{ciel} \approx 250$–$280\,K$ dans le large spectre ; c'est uniquement à travers la fenêtre atmosphérique transparente (8–13 μm, secondairement 16–25 μm) que la toiture « voit » le ciel profond, ce

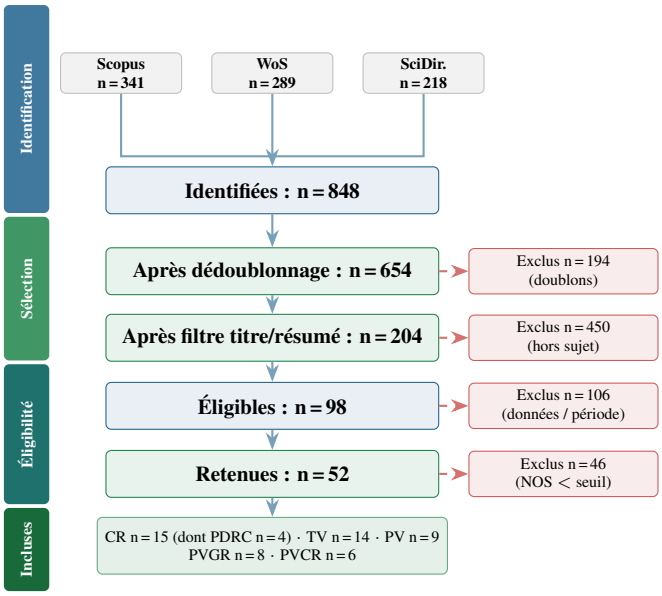


Figure 1 : *Flux de sélection PRISMA 2020 : 52 études retenues sur 848 références initiales issues de trois bases indexées (Scopus, WoS, ScienceDirect ; période 2020–2025). CR : cool roof. NOS : Newcastle-Ottawa Scale.*

qui autorise, pour les matériaux PDRC à émittance spectralement sélective, un refroidissement sub-ambiant atteignant $\Delta T \approx -9\,\mathrm{K}$ sous la température d'air ambiant en conditions de ciel clair (Wu et al., 2024). La Figure 2 illustre comment chaque famille modifie un ou plusieurs termes de l'équation (1).

Rôle de la couche sous-jacente. L'amplitude de l'effet thermique rapporté dépend fortement de l'isolation présente sous la solution de toiture. Sur un toit peu isolé ($U > 1\,\mathrm{W/m^2K}$), les effets en surface se propagent directement à l'intérieur et la réduction ΔQ_{bt} peut atteindre 50–70 % ; sur un toit à isolation RE2020 ($U < 0{,}25\,\mathrm{W/m^2K}$), l'effet thermique direct est écrêté et le bénéfice principal bascule vers la mitigation de l'ICU. Les plages de performance reportées ci-après et consolidées dans la Figure 3 intègrent donc cette variabilité intrinsèque liée à la qualité de l'enveloppe du bâtiment de référence, sur laquelle la littérature reste peu harmonisée (voir section 7).

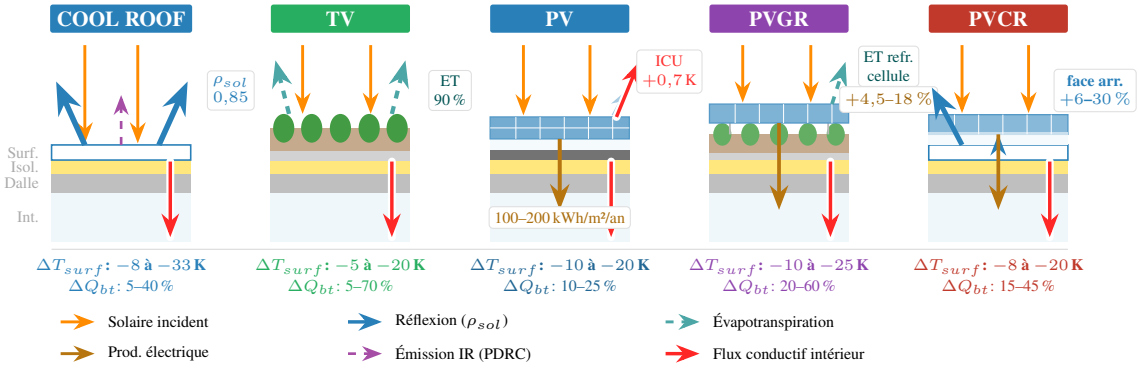


Figure 2 : *Mécanismes de transfert thermique des cinq familles de toiture. Coupes transversales : intérieur (bleu), dalle béton (gris), isolation (jaune), surface spécifique à la solution. L'épaisseur des flèches est proportionnelle à l'intensité relative des flux. ET : évapotranspiration ; PDRC : passive daytime radiative cooling ; ΔQ_{bt} : réduction médiane de la demande de refroidissement du bâtiment (%).*

4. PERFORMANCE COMPARATIVE PAR FAMILLE

Les résultats des 52 études retenues sont synthétisés famille par famille. Les grandeurs reportées sont explicites et toutes les différences de température sont exprimées en kelvins (convention SI) : ΔT_{surf} désigne la réduction de la température de la surface extérieure ou de la membrane sous panneaux (K), ΔQ_{bt} la réduction de la demande annuelle de refroidissement du bâtiment (%), ΔT_{int} la réduction de la température d'air intérieur (K), et ΔT_{ICU} la réduction de la température d'air ambiant mesurée en canopée urbaine (K).

Cool roofs et PDRC. Les peintures acryliques blanches ($\rho_{sol} \approx 0{,}80$–$0{,}85$, 5–15 €/m²) dominent le déploiement ; les matériaux biosourcés réduisent le coût jusqu'à 44 % (Nwakaire et al., 2024). Les revêtements PDRC ($\rho_{sol} \in [0{,}95; 0{,}99]$, émittance sélective dans la fenêtre 8–13 μm) atteignent $\Delta T_{surf} \approx -9$ K sous la température d'air ambiant en plein ensoleillement (Wu et al., 2024), avec $\Delta Q_{bt} = 29\,\%$ mais pénalité hivernale de $+4\,\%$ de charge de chauffage sur toit peu isolé (Nso et al., 2024). Les revêtements dynamiques (VO_2, thermopiezochromes) lèvent cette pénalité (Zhang et al., 2025). À Melbourne $\Delta T_{surf} = -13$ à -33 K (Wai et al., 2025) ; en Inde 20–22 kWh/m²/an économisés (Kulkarni et al., 2024) ; à Dhaka $\Delta T_{ICU} = -1{,}4$ K à l'échelle urbaine (Tabassum et al., 2025) ; en France, les simulations STD confirment un bilan annuel positif au sud d'une ligne Bordeaux–Mâcon, systématiquement bénéfique avec pompe à chaleur réversible (Incub42, 2021).

Toitures végétalisées. Extensives (substrat 6–15 cm, 60–150 kg/m², sedum) ou intensives (>15 cm, 250–700 kg/m²), les TV combinent ombrage, inertie et évapotranspiration (ET = jusqu'à 90 % du flux sortant en substrat humide (Piccinini et al., 2024)). La revue (Jamei et al., 2021) reporte ΔQ_{bt} =5–70 % (médiane 42 % en subtropical humide, 12 % en aride). (Adilkhanova et al., 2024) quantifie $\Delta T_{ICU} = -0{,}71$ K à l'échelle de Berlin, avec un seuil de déploiement de 30–50 % pour atteindre le plein potentiel. (Papadaki et al., 2025) confirme une réduction du flux de chaleur journalier traversant la toiture de 54 à 90 % pour les TV extensives en vague de chaleur méditerranéenne. Co-bénéfices : rétention des eaux pluviales (30–90 %), biodiversité, durabilité membrane (Xie et al., 2024).

Photovoltaïques. Les PV abaissent la température de la membrane sous-jacente de 10 à 20 K par ombrage tout en produisant 100–200 kWh/m²/an. La perte de rendement cellule est de 0,4 à 0,5 %/K au-delà de 25 °C (STC), soit 10–20 % de pertes estivales en climat chaud. Le bilan ICU urbain est contre-intuitif : les simulations WRF de Lyon (Urban et al., 2025) mesurent $\Delta T_{ICU} = +0{,}72$ K diurne (réchauffement) par dissipation convective en sous-face, tempéré d'un refroidissement nocturne de $-0{,}42$ K.

Hybrides PVGR. L'ET sous les panneaux abaisse la température des cellules de 5 à 20 K, ce qui génère un gain de rendement électrique $\Delta\eta_{PV} = +4{,}5$ à $+18\,\%$ (Toldrà-Reig et al., 2023; Hassoun et al., 2024). Réciproquement, l'ombrage réduit les besoins en irrigation de 15 à 30 % (Shafique et al., 2023). $\Delta Q_{bt} = 20$–$60\,\%$ grâce à l'effet combiné végétation+ombrage. Nuance : à l'horizon climatique 2100, le gain $\Delta\eta_{PV}$ lié à l'ET tombe sous 2 % dans la plupart des contextes, l'irradiance et la température ambiante croissantes compensant partiellement le refroidissement (Hassoun et al., 2024).

Hybrides PVCR. Le revêtement thermo-réfléchissant sous PV abaisse la température de membrane de 2 à 3 K ($\Delta\eta_{PV} \approx +1{,}9\,\%$ pour les monofaciaux (Santamouris and Yun, 2021)). Pour les modules *bifaciaux*, le sur-albédo $\rho_{sol} \in [0{,}80; 0{,}99]$ génère un gain de production additionnel directement sur la face arrière, dépendant de trois paramètres : albédo, inclinaison et élévation des modules. L'expérience GAIA à Barcelone (20 mois, toit plat, $\rho_{sol} = 0{,}85$)

mesure $\Delta\eta_{PV} = +8{,}6\,\%$ bifacial vs. monofacial et $+4{,}5\,\%$ sur toit conventionnel (Toldrà-Reig et al., 2023) ; à Erbil $+6{,}7\,\%$ (Hassoun et al., 2024). La méta-analyse de (Vasilakopoulou et al., 2023) (57 études) établit que chaque $+0{,}1$ d'albédo apporte $+4{,}55\,\%$ de production bifaciale (contre $+0{,}7\,\%$ monofaciale). (Kim et al., 2024) valide expérimentalement la synergie PDRC–bifacial. (Yakubu et al., 2024) confirme $\Delta\eta_{PV} = +20\,\%$ moyen mondial pour inclinaison 20–40°, élévation $\approx 1\,$m et albédo 0,50, et jusqu'à $+30\,\%$ en conditions optimales. La plage consolidée est donc $\Delta\eta_{PV} = +6$ à $+30\,\%$, la géométrie d'installation étant le principal levier non exploité dans les déploiements actuels. Avantage décisif pour la rénovation : aucune surcharge structurelle, contrairement aux PVGR intensives (250 à 700 kg/m²).

5. ANALYSE COMPARATIVE

La Figure 3 synthétise sur huit indicateurs les plages de performance documentées par les 52 études retenues, qui sont reprises en Figure 2 sous forme d'annotations par famille. Deux lectures se dégagent. **Par colonne :** les PVGR dominent sur six des huit critères, suivis des TV et PVCR ; le PV nu présente l'unique pénalité ICU documentée à l'échelle urbaine ($\Delta T_{ICU} = 0$ à $+0{,}7\,$K (Urban et al., 2025)). **Par ligne :** l'indicateur $\Delta\eta_{PV}$ révèle l'enjeu bifacial (réf. monofacial : membrane sans effet ; PVGR : $+4{,}5$ à $+18\,\%$ par ET ; PVCR bifacial : $+6$ à $+30\,\%$ par sur-albédo). L'indicateur « Charge struct. » discrimine la rénovation : CR, PV et PVCR n'imposent aucune vérification préalable, alors que TV et PVGR requièrent un diagnostic systématique.

Synthèse par zone climatique (médianes reportées). **(Z1) Aride :** les cool roofs PDRC ($\Delta Q_{bt} \approx 27\,\%$) et PVCR bifaciaux ($\approx 30\,\%$) dominent, grâce à l'efficacité de la réflexion directe en absence d'humidité. **(Z2) Subtropical humide :** les PVGR atteignent la médiane la plus haute ($\Delta Q_{bt} \approx 58\,\%$) par synergie irrigation naturelle/ombrage/ET. **(Z3) Tempéré :** les TV extensives offrent le profil annuel le plus équilibré ; les cool roofs à albédo fixe présentent une pénalité hivernale jusqu'à $+327\,$kWh/an en hiver froid (Zhang et al., 2025), levée par les revêtements dynamiques. **(Z4) Méditerranéen :** PVGR et PVCR bifaciaux (30–40 %) dominent par cumul fort ensoleillement + températures élevées + ET non nulle des TV extensives à substrat adapté (Papadaki et al., 2025).

Indicateur	Cool roof	TV	PV	PVGR	PVCR
ΔT_{surf} (K)	-8 à -33	-5 à -20	-10 à -20^{a}	-10 à -25	-8 à -20^{a}
ΔQ_{bt} (%)	5 – 40	5 – 70	10 – 25	20 – 60	15 – 45
ΔT_{int} (K)	-1 à -8	-2 à -15	-1 à -5	-3 à -12	-2 à -9
ΔT_{ICU} (K)	$-0{,}2$ à $-0{,}9$	$-0{,}1$ à $-0{,}7$	0 à $+0{,}7^{b}$	$-0{,}1$ à $-0{,}5$	$-0{,}1$ à $-0{,}5$
Prod. élec. (kWh/m²/an)	–	–	100 – 200	90 – 185	95 – 195
$\Delta\eta_{PV}$ (%)	–	–	Réf.	$+4{,}5$ à $+18$	$+6$ à $+30^{c}$
Bilan annuel	⊖ hiver	⊕⊕	⊕	⊕ ⊕ ⊕	⊕⊕
Charge struct.	Nulle	60–700 kg/m²	Faible	60–700 kg/m²	Faible

Excellent · Bon · Moyen · Pénalité · N/A · ⊖ pénalité ; ⊕ bénéfice

Figure 3 : Carte de performance des cinq familles sur huit indicateurs harmonisés (médianes des 52 études retenues). [a] Température de la membrane sous panneaux ; [b] WRF Lyon, diurne (Urban et al., 2025) ; [c] Bifacial, plage géométrique [toit plat 0,85 → optimisé 20–40°, albédo 0,50, élévation ≈1 m] (Toldrà-Reig et al., 2023; Vasilakopoulou et al., 2023; Yakubu et al., 2024).

6. CADRE RÉGLEMENTAIRE FRANÇAIS

La France articule depuis 2019 trois textes autour de la toiture non résidentielle : le décret tertiaire (République française, 2019) ($-40\,\%$ de consommation d'ici 2030 pour bât. $>1\,000\,\text{m}^2$), la RE2020 (République française, 2021a) (confort d'été réglementaire, ACV carbone dynamique), et l'obligation de couverture active issue de la loi Climat et Résilience (Art. 101, (République française, 2021b)), étendue par la loi ApER (République française, 2023b) et précisée par le décret 2023-1208 (République française, 2023a). La trajectoire progressive des taux minimaux de couverture est représentée en Figure 4 : 30 % (juillet 2023), 40 % (juillet 2026), 50 % (juillet 2027) pour les bâtiments neufs ou rénovés d'emprise $\geq$500 m² (commerces) ou $\geq 1\,000\,\text{m}^2$ (bureaux). Les dérogations (structurelles, patrimoniales) sont encadrées par arrêté du 19 décembre 2023.

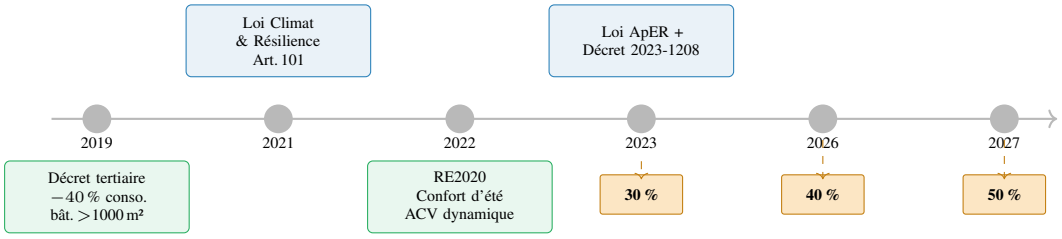


Figure 4 : Chronologie réglementaire française pour la toiture des bâtiments non résidentiels (taux minimaux de couverture active en % de la toiture).

7. DISCUSSION

Cinq tensions structurantes émergent de la synthèse.

(1) Hétérogénéité métrologique. Les 52 études ne partagent pas le même langage. Trois métriques coexistent et ne sont pas interchangeables : ΔQ_{toit} (flux à travers la toiture, W/m² ou kWh/m²/an), ΔQ_{bt} (demande de refroidissement du bâtiment, %) et ΔT_{int} (température d'air intérieur, K), la première isolant l'effet de surface, la deuxième intégrant enveloppe et systèmes (et donc sensible à l'isolation sous-jacente, peu documentée), la troisième dépendant de l'inertie. La majorité des études couvre une à deux saisons estivales, biaisant les conclusions contre les solutions à pénalité hivernale (jusqu'à $+327$ kWh/an pour un cool roof à albédo fixe en hiver froid, (Zhang et al., 2025)). Seules (Ouldboukhitine et al., 2024; Jia et al., 2024) couvrent un cycle annuel complet. Un protocole européen harmonisé — comparable à EN ISO 9869 pour les mesures in situ — est nécessaire, incluant caractérisation du bâtiment de référence et cycle annuel.

(2) Paradoxe PV à l'échelle urbaine. L'évaluation par bâtiment est favorable au PV ; l'évaluation mésoclimatique WRF sur Lyon (Urban et al., 2025) révèle pourtant un réchauffement diurne de la canopée de $+0{,}72\,\text{C}$ par dissipation convective en sous-face. L'optimum individuel (maximiser la production, réduire la charge) et l'optimum collectif (minimiser l'ICU) deviennent contradictoires. La PVCR apporte une réponse partielle : la réflexion IR par l'albédo élevé réduit de 50 % la chaleur sensible libérée sur toit blanc vs. noir à Portland (Santamouris and Yun, 2021). L'extrapolation à l'échelle urbaine reste à établir par études mésoclimatiques dédiées aux PVCR.

(3) Émergence des PVCR comme catégorie opérationnelle. La synthèse isole les PVCR comme cinquième famille distincte, là où (Shafique et al., 2023; Hassoun et al., 2024) les traitaient en modalité secondaire du PV. L'amplification bifaciale n'est pas additive : la dispersion observée (+6 à +30 % de $\Delta\eta_{PV}$) reflète l'hétérogénéité géométrique (albédo,

inclinaison, élévation, facteur de bifacialité) plus que l'incertitude physique. C'est le principal levier d'optimisation non exploité.

(4) Contradictions internes du cadre français. Le décret tertiaire ($-40\,\%$ conso.) incite à maximiser le PV (comptabilisé) au détriment de la TV (non comptabilisée), malgré l'obligation de végétalisation. Aucune norme française (DTU, ATEx, ADIVET) ne couvre encore les PVGR ni les PVCR, freinant les garanties décennales. Les co-bénéfices des hybrides ne sont ni exigés ni valorisés. Les approches suisses et allemandes (majoration des crédits environnementaux pour PVGR (Renna et al., 2024)) montrent qu'une évolution est opérationnellement réalisable. Publier un DTU unifié PVGR/PVCR est un levier immédiat à coût administratif limité.

(5) Passage à l'échelle quartier. L'obligation par bâtiment ne garantit pas le seuil collectif de déploiement nécessaire à l'effet ICU : (Adilkhanova et al., 2024) sur Berlin et (Tabassum et al., 2025) sur Dhaka montrent que le bénéfice en canopée devient mesurable à partir de 30–50 % de couverture du tissu urbain environnant. Les bâtiments non résidentiels éligibles ne représentent qu'une fraction du parc global.

Agenda de recherche IBPSA. Cinq priorités : (i) protocoles annualisés avec caractérisation du bâtiment de référence ; (ii) ACV intégrée RE2020 sur 50 ans comparant les cinq familles en E_{ges} ; (iii) modèles hybrides validés (EnergyPlus, IDA-ICE, TRNSYS) capturant les couplages végétation-substrat-PV et le sur-albédo bifacial ; (iv) mésoclimatologie (WRF, OpenFOAM) à l'échelle d'îlot sur Lyon, Marseille, Barcelone ; (v) DSS multicritères à apprentissage automatique (Ai et al., 2025; Zhang et al., 2024).

8. CONCLUSION

Cette revue de 52 études (2020–2025) compare pour la première fois sur métriques harmonisées les cinq familles de toitures actives. Les cool roofs dominent sur ΔT_{surf} et ΔT_{ICU} en zones chaudes, avec frontière technologique PDRC sub-ambiante. Les TV offrent le bilan annuel et les co-bénéfices les plus larges. Les PV restent indispensables à la production décarbonée mais nécessitent une évaluation à l'échelle du quartier avant toute valorisation ICU. Les PVGR tracent la trajectoire la plus ambitieuse en performance globale ; les PVCR offrent le meilleur compromis sans surcharge structurelle, adapté à la rénovation. La toiture doit désormais être conçue comme composant actif, multi-fonctionnel et couplé à l'échelle de l'îlot urbain. Cinq tensions — méthodologie, paradoxe PV-ICU, catégorisation des PVCR, contradictions réglementaires, seuil collectif — structurent l'agenda de recherche IBPSA à court terme.

BIBLIOGRAPHIE

Adilkhanova, I., Santamouris, M., and Yun, G. Y. (2024). Green roofs save energy in cities and fight regional climate change. *Nature Cities*, 1:238–249.

Ai, X., Wang, Z., and Santamouris, M. (2025). Machine learning approaches for urban heat mitigation strategy optimization: a systematic review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 190:114041.

Dong, X., Feng, X., and He, B.-J. (2025). Assessment of green roof cooling performance and operational carbon potential. *Sustainable Cities and Society*, 120:106247.

Hassoun, A., Dagher, E., and Faraj, J. (2024). Multi-climate assessment of PV-green and PV-cool roof hybrids under current and future climate scenarios. *Renewable Energy*, 222:119892.

Incub42 (2021). Toitures réfléchissantes en France : simulations thermiques dynamiques et potentiel CEE. *Rapport d'étude, Incub42*.

International Energy Agency (2024). Buildings – Tracking Clean Energy Progress 2024. *IEA Report*.

Jamei, E., Chau, H. W., Seyedmahmoudian, M., and Stojcevski, A. (2021). Review on the cooling potential of green roofs in different climates. *Science of the Total Environment*, 791:148407.

Jia, S., Weng, Q., Yoo, C., and Kinouchi, T. (2024). Building energy savings by green roofs and cool roofs in current and future climates. *npj Urban Sustainability*, 4:23.

Kim, H., Gao, Y., Moran, E., Howle, A., McSherry, S., Cira, S., and Lenert, A. (2024). High albedo daytime radiative cooling for enhanced bifacial PV performance. *Nanophotonics*, 13(5):621–627.

Kulkarni, R., Dhariwal, J., and Jain, R. (2024). Cool roofs for energy savings in Indian composite climate: a multi-city analysis. *Energy for Sustainable Development*, 79:101383.

Nso, T., Belarbi, R., and Trabelsi, A. (2024). Comparative assessment of seven passive daytime radiative cooling coatings for building applications. *Energy and Buildings*, 301:113718.

Nwakaire, C. M., Yap, S. P., and Onn, C. C. (2024). Affordable bio-based cool roof coatings: performance and durability assessment. *Construction and Building Materials*, 411:134302.

Ouldboukhitine, S.-E., Belarbi, R., and Sailor, D. J. (2024). Comparative experimental study of extensive green roofs, white roofs and gravel roofs in temperate climate. *Energy and Buildings*, 306:113921.

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., McGuinness, L. A., Stewart, L. A., Thomas, J., Tricco, A. C., Welch, V. A., Whiting, P., and Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372:n71.

Papadaki, D., Foteinis, S., and Tsoutsos, T. (2025). A systematic review of green roofs' thermal and energy performance in the Mediterranean region. *Energies*, 18(10):2517.

Piccinini, A., Cornaro, C., and Zinzi, M. (2024). Evapotranspiration as the dominant cooling mechanism of extensive green roofs: field measurements. *Building and Environment*, 249:111148.

Renna, F., Battisti, A., and Mangiaterra, T. (2024). Urban green infrastructure policies and PV integration: comparative regulatory analysis across European cities. *Land Use Policy*, 138:107022.

République française (2019). Décret n° 2019-771 du 23 juillet 2019 relatif aux obligations d'actions de réduction de la consommation d'énergie finale dans des bâtiments à usage tertiaire. Journal Officiel de la République Française.

République française (2021a). Décret n° 2021-1004 du 29 juillet 2021 relatif aux exigences de performance énergétique et environnementale des constructions de bâtiments en France métropolitaine (RE2020). Journal Officiel de la République Française.

République française (2021b). Loi n° 2021-1104 du 22 août 2021 portant lutte contre le dérèglement climatique et renforcement de la résilience face à ses effets. Journal Officiel de la République Française.

République française (2023a). Décret n° 2023-1208 du 18 décembre 2023 relatif aux obligations de végétalisation ou de production d'énergie renouvelable sur les toitures. Journal Officiel de la République Française.

République française (2023b). Loi n° 2023-175 du 10 mars 2023 relative à l'accélération de la production d'énergies renouvelables (ApER). Journal Officiel de la République Française.

Santamouris, M., Haddad, S., Saliari, M., and Vasilakopoulou, K. (2020). Recent progress on urban overheating and heat island research. *Energy and Buildings*, 207:109482.

Santamouris, M. and Yun, G. Y. (2021). Cool roofs as a nature-based solution for PV efficiency and urban heat island mitigation. *Solar Energy*, 218:402–410.

Shafique, M., Azam, A., and Rafiq, M. (2023). Photovoltaic green roofs: a review of benefits, performance and challenges. *Journal of Cleaner Production*, 382:135152.

Tabassum, N., Islam, N., and Rahman, A. (2025). Urban heat mitigation through cool roofs at city scale: WRF simulation for Dhaka. *Urban Climate*, 59:102031.

Toldrà-Reig, F., Mora-López, L., and Muñoz-Cerón, E. (2023). Experimental assessment of PVGR and PVCR systems: bifacial gain and evapotranspirative cooling. *Solar Energy*, 249:487–501.

Urban, J., Masson, V., Pigeon, G., and Naveau, M. (2025). Mesoscale impacts of city-scale PV deployment on urban heat island: WRF simulations for Lyon. *Urban Climate*, 60:102075.

Vasilakopoulou, K., Ulpiani, G., Khan, A., Synnefa, A., and Santamouris, M. (2023). Cool roofs boost the energy production of photovoltaics: Investigating the impact of roof albedo on the energy performance of monofacial and bifacial photovoltaic modules. *Solar Energy*, 265:111948.

Wai, C. Y., Chau, H.-W., Paresi, P., and Muttil, N. (2025). Experimental analysis of cool roof coatings as an urban heat mitigation strategy. *Buildings*, 15(5):685.

Wu, Y., Liu, Y., Yu, M., and Feng, J. (2024). Dual-selective emitter for passive daytime radiative cooling below ambient temperature. *Nature Communications*, 15:1093.

Xie, M., Zhao, M., and Berardi, U. (2024). Ecological co-benefits of green roofs: biodiversity, stormwater and urban heat island mitigation. *Urban Ecosystems*, 27:1205–1220.

Yakubu, R. O., Mensah, L. D., Quansah, D. A., and Adaramola, M. S. (2024). A systematic literature review of the bifacial photovoltaic module and its applications. *The Journal of Engineering*, 2024(2):e12421.

Zhang, H., Li, M., Chen, B., and Wang, F. (2024). Machine learning for multi-criteria optimization of urban rooftop solutions. *Building and Environment*, 249:111142.

Zhang, T., Li, W., Zhou, X., and Chen, Y. (2025). Adaptive thermochromic and phase-change roof coatings for year-round energy savings. *Applied Energy*, 358:122551.

The TOTÉCOÉ project : Performance of roofing solutions on comfort in preschool classrooms

Rémy Claverie[1,*], David Ramier[2], Jérémy Thiriat[1], Charlène Barbet-Rocher[3], Muriel Clairis[4], Oriane Morvan[5], Issoumaïla Bossay Ben[5], Victor Péricaud[6], Vincent Ferlicot[6], Marie Gantois[7], Marie Rouaux[8], Emmanuel Le Duc[3]

[1]Équipe de Recherche TEAM, Cerema, 71 rue de la grande haie, F-54510 Tomblaine
[2]Équipe de Recherche TEAM, Cerema, 12 rue Teisserenc de Bort, F-78190 Trappes
[3]Division Bâtiment, Cerema, 12 rue Teisserenc de Bort, F-78190 Trappes
[4]Division Bâtiment, Cerema, 120 route de Paris F-77171 Sourdun
[5]Division Eau, Cerema, 12 rue Teisserenc de Bort, F-78190 Trappes
[6]Ville de Paris, DVB / DEVE, 103 avenue de France, F-75639 Paris Cedex 13
[7]Ville de Paris, DESV / DEVE, rond-point de la Pyramide, F-75012 Paris
[8]Ville de Paris, Pôle Climat / DTEC 103, avenue de France, F-75639 Paris Cedex 13
[*]**remy.claverie@cerema.fr**

RÉSUMÉ. Le projet vise à comparer l'impact de cinq solutions différentes en toiture d'une école maternelle (Paris, 19ème) sur le confort au sein d'une école maternelle. Chaque solution a été posée au dessus d'une salle de cours et d'un dortoir, afin de quantifier précisément l'apport de ces techniques qui sont au nombre de quatre : i) une toiture végétalistée extensive (TVE) avec arrosage manuel (AM), ii) une TVE avec arrosage automatique (AA), iii) un revètement coolroof (CR), iv) une parcelle au soleil avec une couche d'étanchéité standard (TS) et v) une parcelle à l'ombre pourvue également d'une couche bitumineuse (TO). L'instrumentation installée permet de calculer la température opérative de confort (Top) et de mesurer de nombreuses variables comme les différents flux radiatif et conductifs ainsi que les données propres à une toiture végétalisée (i.g. teneur en eau, profil de températures). Une station météorologique complète la base de données (dont la mesure de la température de l'air, des précipitations, du rayonnement global). Cette expérmentation à l'initiation de la ville de Paris, sera conduite en partenariat écroit avec les services techniques de la ville durant cinq années. Les premiers mois de mesures (du 1er aout au 31 décembre 2025) ont permis de valider le bon fonctionnement de l'instrumentation en place et de fournir des résultats permettant d'avoir une première estimation de l'impact de ces solutions sur le confort. Il apparait que sur cette période de mesure, les parcelles TO et CR permettent d'avoir globalement une température opérative meilleure comparé aux autres parcelles, d'au moins $-0.5C$ en journée et $-2C$ la nuit. La température moyenne radiante (Tmrt) possède une forte influence sur Top, elle-même impactée par le flux conduit (G) à travers la dalle du plafond. Nous terminerons la présentation par une analyse des flux et des données de surfaces expliquant les variations observées dans la salle (Top, Tmrt, G).

MOTS-CLÉS. Confort intérieur, toiture végétalisée, coolroof, irrigation

---

ABSTRACT. The project aims to compare the impact of five different roofing solutions on a preschool (Paris, 19th arrondissement) on comfort within the preschool. Each solution was installed above a classroom and a dormitory in order to accurately quantify the contribution of these four techniques : i) an extensive green roof (TVE) with manual watering (AM), ii) a TVE with automatic watering (AA), iii) a cool roof coating (CR), iv) a sunny plot with a standard waterproofing layer (TS) and v) a shaded plot also equipped with a bituminous layer (TO). The instrumentation installed makes it possible to calculate the operative comfort temperature (Top) and measure numerous variables such as the various radiative and conductive flows, as well as data specific to a green roof (e.g. water content, temperature profile). A weather station completes the database (including measurements of air temperature, precipitation and global radiation). This experiment, initiated by the City of Paris, will be conducted in close partnership with the city's technical services over a period of five years. The first few months of measurements (from 1 August to 31 December 2025) validated the proper functioning of the instrumentation in place and provided results that enabled an initial assessment of the impact of these solutions on comfort. It appears that over this measurement period, the TO and CR plots provide a better overall operative temperature compared to the other plots, by at least -0.5℃ during the day and -2℃ at night. The mean radiant temperature (Tmrt) has a strong influence on Top, which is itself impacted by the conducted flow (G) through the ceiling slab. We will conclude the presentation with an analysis of the flows and surface data explaining the variations observed in the room (Top, Tmrt, G).

KEYWORDS. greenroof, coolroof, indoor thermal comfort, irrigation

1. INTRODUCTION

Thermal comfort in nursery school classrooms is a critical factor that significantly impacts the well-being, learning ability, and overall development of young children. Studies have shown that maintaining an optimal indoor temperature and humidity level is essential for creating a conducive learning environment. Thermal comfort is defined by the absence of discomfort and is influenced by air temperature, humidity, air velocity, and clothing insulation. In the context of nursery schools, children are particularly vulnerable to thermal stress due to their smaller body size and higher metabolic rates Bai et al. (2025). A study by Lan et al. (2011) demonstrated that inappropriate thermal conditions can lead to decreased concentration, increased irritability, and even health issues such as respiratory problems. Furthermore, the American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (ASHRAE) recommends specific temperature and humidity ranges for educational facilities to ensure optimal comfort and health Ashrae (2017). Ensuring thermal comfort in nursery school classrooms not only supports the physical health of children but also enhances their cognitive functions and social interactions Rodríguez et al. (2021). Several studies show that comfort is related to the heat transfer from the roof top (Abedin et al., 2025; Lin et al., 2016; Tian and Love, 2008). It is important to quantify the impact of technological solutions for climate change adaptation (e.g. greenroof, whiteroof) on the thermal comfort of preschool children present in classrooms. This assessment is planned to take place over a five-year period.

For each classroom and the dormitory, thermal comfort is quantified using the operative temperature indicator, as defined in equation 1.

$$T_{op} = \frac{Tmrt + Tair}{2} \tag{1}$$

Where T_{op} is the operative temperature (°C), $Tair$ is the ambient temperature (°C) and $Tmrt$ is the mean radiant temperature (°C).

This paper shows the first results of this research.

2. EXPERIMENTAL PLATFORM

2.1. EXPERIMENTAL SITE

The experiment takes place within a nursery school located in the 20th arrondissement of Paris. This facility also welcomes young children during the summer for extracurricular activities. This site was chosen because it allows the installation of different technological roofing solutions above each room. The dimensions of the roof are 33 m$\times 10$ m. The plots are instrumented as follows :

— A vegetated plot with Automatic Irrigation (named after AA), located above a dormitory (55 m²).
— A vegetated plot with Manual Irrigation (AM), located above Classroom 2 (55 m²).
— A Cool Roof plot (CR), located above Classroom 1 (55 m²). The surface is painted white, a color chosen for its high albedo. It will serve as an albedo reference : its degradation over time will be monitored, with the possibility of repainting if necessary.

The two greenroofs are extensive greenroofs with a drainage layer depth of 5 cm, a substrate composed of 80 % of mineral matter and 20 % of organic matter. The vegetation is mainly composed of Sedum species.

As it was not possible to provide a sunlit control plot directly above a classroom. Therefore, two reference plots were constructed :

— A sunlit control plot named TS (20 m²), located above restrooms, next to the Cool Roof.
— A partially shaded control plot (61 m²), left bare and shaded by trees, located above Classroom 3, named TO (Shaded Terrace).

The photo (Fig. 1) allows us to visualize, using a photo taken during the installation of the different floor coverings, the plots mentioned above. The site environment can be defined as a *mixed urban and vegetal* setting.



Figure 1 : Left : roof at its initial state (before works). Right : Installation of the experimental setup. In the foreground, the shaded bare reference roof. In the second and third planes, respectively, the manually watered roof and the automatically watered roof. In white, the Cool Roof, and in the background—barely visible in black—the sunlit reference roof. The installation of the first measurement instruments via guardrail fixings is visible.

2.2. INSTRUMENTATION

A large number of sensors were installed to measure the variables required to estimate comfort levels, as well as to understand the differences in thermal comfort between each classroom/dormitory. In this paper, we study only the impact of the heat flux conducted through the slab on the operative temperature. To do so, in each room, HFP01 heat flux sensors (manufactured by Hukseflux) were attached beneath the ceiling slab, along with CDS201 ambient temperature sensors (man. by E+Electroknik) and black globes (man. by Campbell Scientific). The CDS201 sensor also measures ambient relative humidity (%) and CO_2 levels (ppm). The black globe was positioned in the center of the room and close to the slab (40 cm) to better account for the flux emanating from the slab. Figure 2 shows the sensors and all additional measurements that will later allow us to refine the comfort analysis based on weather conditions, type of irrigation and mainly surface temperatures.

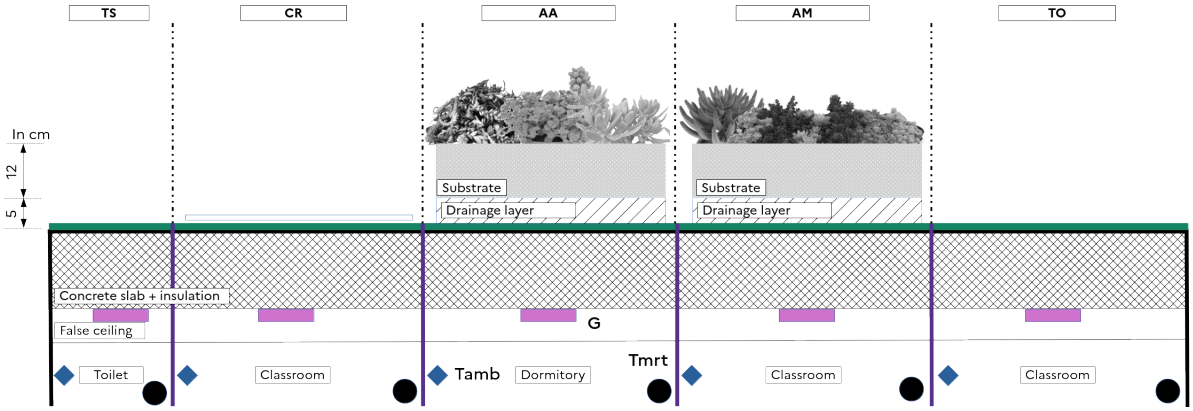


Figure 2 : Schematic cross-sections of the five plots above the rooms. Example of sensor placement for plot AA. the variable names G, $Tamb$, $Tmrt$ are the measurements of the heat flux, the ambient temperature and the mean radiant temperature respectively. Weather station is not shown on this figure.

Type	Name	Unit	accuracy
Solar radiation	R_g	$W{\cdot}m^{-2}$	$\pm 5\%$
Air temperature	Tair	°C	± 0.2 °C
Relative hygrometry	RH	%	0.1 RH
Wind speed	WS	$m{\cdot}s^{-1}$	$0.3\ m{\cdot}s^{-1}$
Wind direction	WD	0 - 360°	$\pm 5\%$
Precipitation	P	mm	$\pm 5\%$

Tableau 1 : Meteorological data measured by the Weather Station ATMOS 41W.

2.3. DATA COLLECTION

All data is recorded and stored every 15 minutes by two dataloggers. Outdoor sensots are connected to a ZL6 datalogger (Man. MeterGroup). These units are powered by a photovoltaic panel and a battery to minimize the risk of data loss. The classroom/dormitory sensors are connected to a CR300 unit (Man. Campbell Scientific). All data is transmitted via a 3G modem

to a cloud storage and data security platform. This allows the data to be viewed in near real-time, ensuring regular verification of its validity. Validations are done every Monday.

3. RESULTS

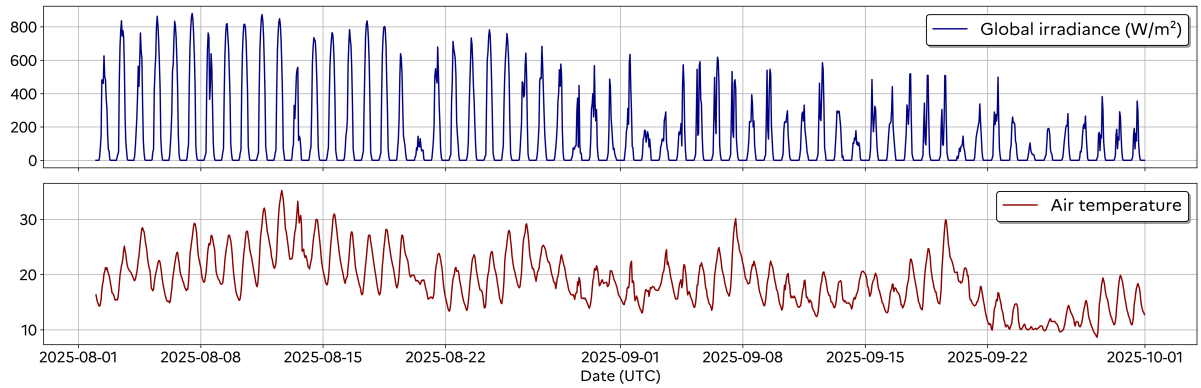


Figure 3 : Timeseries of global irradiance measurements (top) and air temperature (bottom) on the rooftop for the two studied months.

Figure 3 shows that August was sunnier than September, where radiation variations indicate cloud cover.

Figure 4 shows that within the rooms, the highest temperatures are recorded in the TS plot and the lowest in the CR plot. In terms of day-to-night variations, the TS plot exhibits the highest temperature amplitudes, while CR shows the lowest. This is directly related to the conductive flux through the slab. The reflective properties of the cool roof coating allow for greater solar radiation reflection, unlike the bituminous waterproofing layer of the TS plot. For each room, the average radiant temperatures are higher than the ambient temperatures, with a maximum difference of 2°C for the TS plot on August 12th. However, from September 21st onward, daytime temperatures drop below 20°C with global radiation below 400 W/m². The three rooms temperatures (Top, Tmrt, and Tambiante) are then indistinguishable, indicating that heat transfer through the slab — and thus global radiation — have a lesser influence on thermal comfort.

4. CONCLUSION

We presented the objectives of the Totécoé project, the deployed instrumentation, and the initial measurements for August and September 2025. The thermal comfort in the rooms, calculated using the operative temperature indicator appears to be identical to the ambient temperature in September, whereas it is higher than the ambient temperature in August. The results will be refined throughout the 5-year project.

5. *

Références

Abedin, T., Rahman, M. M., Hasan Joy, Z., Alnamasi, K., Badruddin, I. A., Bashir, M. N., and Nur-E-Alam, M. (2025). Advancing comfort and efficiency : Radiant heating and cooling systems for sustainable architecture. *Building and Environment*, 282 :113234.

Ashrae, A. (2017). Ashrae standard 55 : Thermal environmental conditions for human occu-

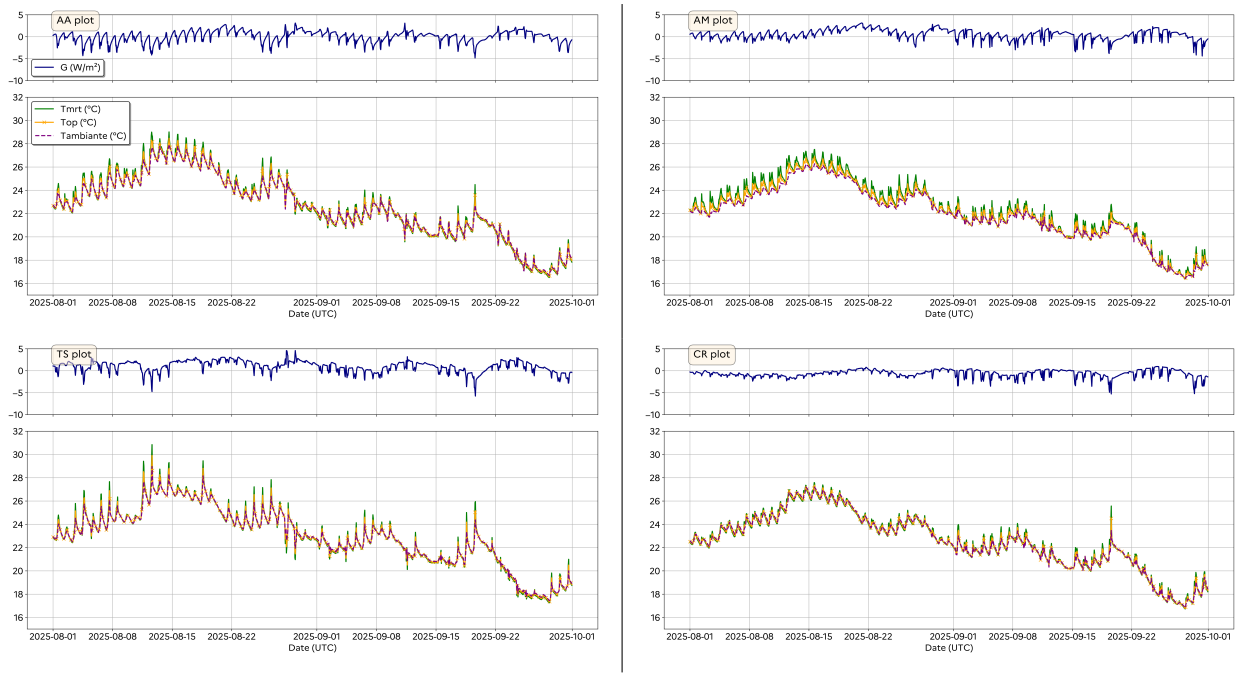


Figure 4 : Mean radiant temperature, operative temperature and ambient temperature of the four plots AA, AM, CR and TS.

pancy. *American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers : Atlanta, GA, USA*.

Bai, Z., Han, Y., Zhuang, D., and Sun, C. (2025). How do we create a healthier thermal environment for sleep ? a review of sleep thermal comfort and sleep quality. *Building and Environment*, 267 :112214.

Lan, L., Wargocki, P., and Lian, Z. (2011). Quantitative measurement of productivity loss due to thermal discomfort. *Energy and Buildings*, 43(5) :1057–1062. Tackling building energy consumption challenges - Special Issue of ISHVAC 2009, Nanjing, China.

Lin, B., Wang, Z., Sun, H., Zhu, Y., and Ouyang, Q. (2016). Evaluation and comparison of thermal comfort of convective and radiant heating terminals in office buildings. *Building and Environment*, 106 :91–102.

Rodríguez, C. M., Coronado, M. C., and Medina, J. M. (2021). Thermal comfort in educational buildings : The classroom-comfort-data method applied to schools in bogotá, colombia. *Building and Environment*, 194 :107682.

Tian, Z. and Love, J. A. (2008). A field study of occupant thermal comfort and thermal environments with radiant slab cooling. *Building and Environment*, 43(10) :1658–1670.

Un atelier participatif pour penser la flexibilité énergétique dans des infrastructures de recherche européennes

Esteban Coquemont*[1], Sacha Hodencq[2] et François Debray[1]

[1] *Laboratoire National des Champs Magnétiques Intenses (LNCMI), CNRS UPR 3228, EMFL, Université Toulouse III—Paul Sabatier, Université Fédérale Toulouse Midi-Pyrénées, Institut National des Sciences Appliquées, Université Grenoble Alpes, 38042 Grenoble CEDEX, France*
[2] *Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France*

*esteban.coquemont@lncmi.cnrs.fr

RESUME. Dans le cadre du projet européen FlexRICAN, cet article étudie la place des ateliers participatifs et jeux sérieux dans la démarche de modélisation participative d'infrastructures de recherche électro-intensives. Les visites de terrain ont pu montrer qu'il existait deux archétypes de consommation et une vision techno-centrée de la flexibilité énergétique. Deux ateliers ont donc été conçus pour questionner les pratiques et mettre en avant la flexibilité indirecte. Les retours montrent des résultats contrastés, mais confirment l'intérêt des ateliers comme objets intermédiaires pour avoir une vision partagée des infrastructures et pour questionner la compréhension des installations par l'équipe modélisatrice.

MOTS-CLÉS : Atelier participatif, infrastructure de recherche, imaginaire, flexibilité énergétique

ABSTRACT. As part of the European FlexRICAN project, this article examines the role of participatory workshops and serious games in the participatory modelling of energy-intensive research infrastructure. Field visits revealed two archetypes of consumption and a techno-centric view of energy flexibility. Two workshops were therefore designed to question practices and highlight indirect flexibility. The feedback shows contrasting results, but confirms the value of workshops as intermediaries for developing a shared vision of infrastructure and questioning the modelling team's understanding of the facilities.

KEYWORDS: participatory workshop, research infrastructures, imaginaries, energy flexibility.

1. INTRODUCTION

Dans le cadre du projet européen FlexRICAN (Flexibility In Research Infrastructures for global CArbon Neutrality), une modélisation énergétique d'infrastructures de recherche (IR) électro-intensives européennes est en cours (Valla et al. 2025). Elle a pour but de réduire les émissions de gaz à effet de serre par les leviers de flexibilité énergétique, c'est-à-dire la capacité d'une IR à ajuster sa consommation à partir d'un signal externe (prix, intensité carbone, etc.). Cette flexibilité est rendue possible par des caractéristiques internes (organisationnelles, techniques, opérationnelles) (Jensen et al. 2017). Les leviers étudiés dans notre projet sont la récupération de chaleur fatale, l'installation de panneaux photovoltaïques, l'utilisation de batteries, et le développement de pratiques sociales attachées au pilotage de la consommation d'énergie dans les IR.

Les modélisations développées essaient d'inclure les parties prenantes, c'est-à-dire « tout groupe ou individu qui peut affecter ou être affecté » par le système étudié (Parmar et al. 2010), en mobilisant des outils, bonnes pratiques et méthodes issues de la participation. Il y a donc création d'un modèle, avec

les acteurs concernés. D'après les définitions d'Abrami et al. (2021) il s'agit donc d'une démarche de modélisation participative.

Dans le contexte du projet FlexRICAN, une équipe a visité en juillet 2025 les quatre IR étudiées et a pu se rendre compte que les parties prenantes imaginaient la flexibilité énergétique uniquement via des solutions techniques et non à travers les pratiques sociales. Nous avons donc décidé de créer un atelier participatif pour aider les parties prenantes à penser la flexibilité énergétique de leurs infrastructures en mettant en avant la dimension des pratiques sociales. On se posera donc la question : en quoi les ateliers participatifs permettent-ils d'enrichir les imaginaires de la flexibilité énergétique dans les IR, au-delà des solutions purement techniques ? Nous détaillerons la situation initiale des IR, puis les ateliers participatifs eux-mêmes et enfin les retours des parties prenantes.

2. SITUATION INITIALE DES INFRASTRUCTURES DE RECHERCHE

Cette partie présente la situation initiale des quatre IR étudiées. Nous précisons dans un premier temps le but et les méthodes utilisées pendant les visites des infrastructures, et dans un second temps les résultats sociologiques et techniques des visites.

2.1. VISITE DES INSTALLATIONS

Parmi les infrastructures partenaires de FlexRICAN visibles sur la Figure 1, quatre sont des terrains d'étude. Les laboratoires Extreme Light Infrastructures, ELI Beamlines (Prague, République Tchèque) et ELI Alps (Szeged, Hongrie) sont deux infrastructures étudiant la matière grâce à des lasers intenses à très hautes fréquences. L'HFML-FELIX (Nijmegen, Pays-Bas) et le site grenoblois du LNCMI (France) sont deux installations pour la recherche sous champs magnétiques intenses continus intégrés dans l'IR European Magnetic Field Laboratory (EMFL). Pour les quatre IR, la consommation annuelle d'énergie est d'environ 10 GWh.



Figure 1 : Laboratoires partenaires de FlexRICAN. Adapté de flexrican.eu

Les visites avaient un double objectif. D'une part sociologique, pour comprendre quels étaient les imaginaires de la flexibilité énergétique dans les infrastructures, ainsi que de comprendre les interactions sociales au sein du laboratoire. D'autre part technique, afin de comprendre les flux d'énergie dans l'IR et de comprendre les variables principales influençant leur consommation.

Pour la partie sociologique, il y a eu dans chaque IR deux principaux temps. Le premier a été un ensemble d'entretiens semi-directifs réalisés avec trois personnes par installation : i) une personne utilisant l'installation, ii) une personne gérant la planification de l'utilisation de la ressource en énergie électrique dans l'IR et iii) un opérateur ou ingénieur qui aide les scientifiques utilisateurs à la consommation de la ressource. Le but n'a pas été d'avoir un échantillon représentatif, mais d'une vision des imaginaires des personnes concernées par la consommation énergétique dans les installations. Durant ces entretiens, il a été demandé aux personnes interrogées de dessiner leur vision idéale de la flexibilité dans le laboratoire en utilisant du texte, des symboles, des flèches. Cette méthode, appelée *Rich Picture* est assez puissante car elle permet aux participants de représenter leurs idées à travers le dessin et non les mots (Voinov et al. 2018). Ils peuvent donc exprimer plus facilement leurs idées notamment dans un contexte multilingue.

Le second temps était l'animation de l'atelier participatif *Rebound Archetype* créé par Bornes (2024). Les participant·es peuvent alors trouver des effets rebond sur des potentiels leviers de flexibilité qu'ils avaient identifié plus tôt lors de la visite. Ici ce ne sont pas les résultats de l'atelier qui ont été analysés, mais plutôt la manière dont les participant·es se sont impliqué·es et semblaient à l'aise lors d'un moment participatif.

2.2. RESULTATS

2.2.1. Résultats de l'étude sociologique

De la partie sociologique de la visite, on peut tirer trois résultats. Le premier est que les parties prenantes voient principalement la flexibilité à travers le prisme de la technologie et ceci de manière plus ou moins marquée selon les IR. Les représentations *Rich Pictures* font apparaître des batteries, des panneaux solaires, un système énergétique, mais jamais d'humain ni d'utilisateur. La consommation n'est donc pas « incarnée ».

Deuxièmement, les utilisateurs de l'énergie ne sont pas désignés. Comme dans certaines IR, la majeure partie de la consommation vient du maintien des conditions climatiques intérieures dans des salles blanches, personne ne pilote réellement la consommation de l'électricité. À la question « *Qui consomme l'énergie dans le laboratoire ?* » les personnes interrogées répondent systématiquement soit « *personne* » soit « *tout le monde* ». Pourtant, dans la classification des acteurs d'un système énergétique de Morriet (2021), un consommateur est défini comme une personne dont « le rôle est de consommer de l'énergie pour ses propres usages» (p. 53). La consommation étant faite pour le profit des expérimentateurs, ce sont eux les consommateurs. Là encore, la consommation n'est pas incarnée.

Troisièmement, l'atelier participatif nous a montré qu'il pouvait être complexe d'intéresser les parties prenantes et acteurs avec un atelier ludique. Certains participants ont exprimé des réserves sur le caractère perçu comme ludique de l'atelier. Pour intéresser les parties prenantes avec un atelier participatif, il faut donc que l'atelier soit perçu comme sérieux.

2.2.2. Résultats de l'étude technique

L'étude technique a permis de confirmer que parmi ces infrastructures, il existe deux archétypes de consommation différenciés par les facteurs influençant la consommation énergétique de l'IR. Le premier est caractérisé par une consommation d'énergie liée au maintien des conditions expérimentales stables (température, hygrométrie, etc.) et non à l'instrument lui-même (ex. lasers intenses). Comme il faut au cours de l'année maintenir des conditions climatiques intérieures dans une plage de valeurs acceptables

hors période de maintenance, la consommation est donc assez constante. La puissance est comprise entre 1,2 et 1,7 MW. C'est une des raisons qui peut expliquer la non incarnation de l'usage de l'énergie dans ces IR : personne ne pilote la consommation.

Le second archétype est caractérisé par un profil de consommation énergétique très intermittent et directement lié au travail des chercheurs (ex. champs magnétiques intenses). Dans cet archétype, les pointes de consommation électrique peuvent dépasser les 30 MW. En conséquence, la consommation énergétique dans ces laboratoires est associée clairement au travail du chercheur car ce sont eux qui pilotent directement l'intensité du champ magnétique qui définit en très grande partie la trace énergétique du laboratoire.

3. LES ATELIERS PARTICIPATIFS

Dans cette partie on s'intéresse aux ateliers créés. Nous expliquerons tout d'abord le choix de créer des ateliers participatifs, puis nous présenterons les ateliers et leur fonctionnement.

3.1. POURQUOI CREER UN ATELIER PARTICIPATIF ?

Les ateliers participatifs visent à renforcer l'implication des parties prenantes dans le processus de modélisation. Dans la typologie proposée par Voinov et al. (2018), ils sont un outil intermédiaire entre les entretiens exploratoires et la construction du modèle quantitatif.

De plus, les ateliers participatifs ont certains avantages de par leur nature qui seront pour nous des objectifs. Les ateliers sont un moyen de produire, sans modélisation parfaite de l'installation, une représentation partagée du système étudié (Étienne 2010). C'est donc de fait un objet intermédiaire de discussion qui permet de faciliter les échanges entre les parties prenantes et donc de comprendre les différents points de vue des acteurs. La révélation des différents points de vue et types de connaissance obtenue lors de l'atelier permet donc aux modélisateurs de confronter leur vision du fonctionnement socio-technique de l'IR aux connaissances des parties prenantes. Ils obtiennent *in fine* des retours précieux sur le système étudié. Les ateliers participatifs sont donc ici un moyen plutôt qu'une fin. C'est une étape importante dans le processus de modélisation où l'équipe modélisatrice et les parties prenantes apprennent à mieux connaître le système étudié.

Dans notre cas, l'objectif des ateliers sera de mettre en avant la flexibilité indirecte (liée aux pratiques de consommation) étant donné que les parties prenantes ne voient pour l'instant que la flexibilité via la technologie. Ils mettront aussi en avant la décision multicritère. Certes le projet FlexRICAN essaye de réduire les impacts environnementaux des IR électro-intensives. Mais les visites ont montré que les principales motivations dans les IR de faire de la flexibilité est de réduire les coûts. Ainsi le paramètre environnemental passe au second plan, voire n'est jamais évoqué.

3.2. PRESENTATION DES ATELIERS

Étant donné qu'il existe deux archétypes d'installations et également deux visions des systèmes énergétiques, il a été décidé de faire deux types d'atelier, permettant de coller au mieux à la réalité sociologique et technique dans les IR considérées.

3.2.1. *Atelier 1* : archétype « consommation continue »

Pour l'*Atelier 1* nous avons choisi un narratif qui est au mieux aligné avec la définition sur place de la flexibilité énergétique. Pendant les entretiens semi-directifs, il est souvent revenu au moment de définir la flexibilité énergétique, que celle-ci était un vecteur d'autonomie par rapport au réseau. Nous

avons donc décidé de mettre au défi les parties prenantes de ces infrastructures d'être aussi autonomes que possible du réseau en 2025 et 2050 grâce à des panneaux photovoltaïques (PV) et des batteries. L'atelier repose donc sur une représentation simplifiée de la réalité avec (i) une consommation énergétique, (ii) un moyen de production local et (iii) un système de stockage.

Concrètement, dans les ateliers il est demandé aux participants et participantes de choisir un nombre de semaines d'expérience par saison, de choisir une surface de PV en la dessinant sur une carte en ligne, ainsi qu'une capacité de stockage par batteries. Les participant·es sont séparé·es en deux groupes, un qui doit réduire au maximum la facture énergétique et l'autre réduire au maximum les impacts environnementaux. Comme le montre la Figure 2, des valeurs sont données aux joueurs pour les aider à prendre ces décisions. On y retrouve les facteurs d'émissions du réseau, les impacts environnementaux et les coûts du PV et batteries, ou encore les profils de production d'un mètre carré de PV par saison.

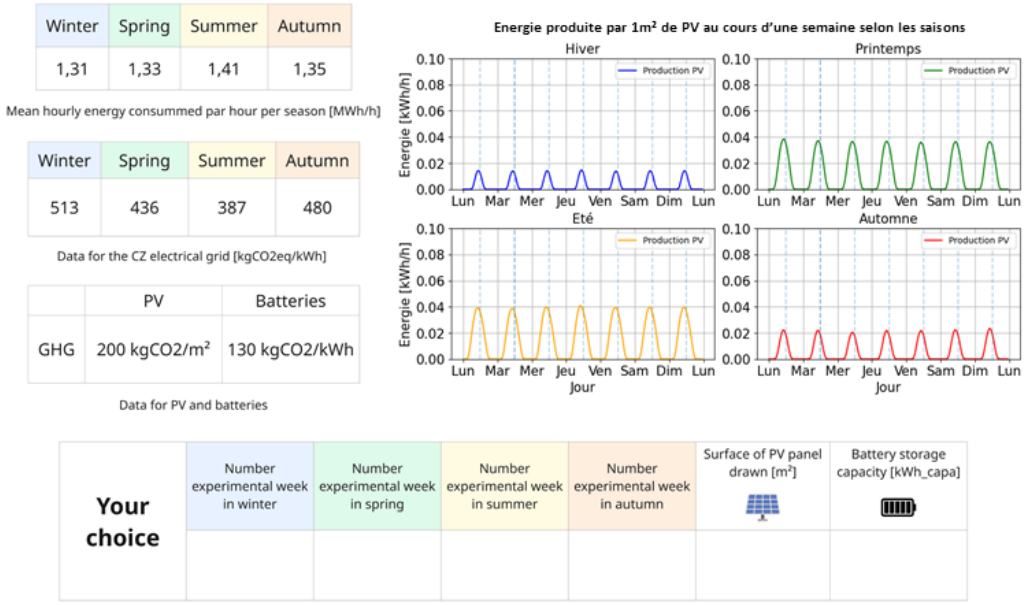


*Figure 2 :Support de l'*Atelier 1. *Ces données sont pour le groupe réduisant les émissions carbones, et il existe un jeu de données similaire pour le groupe réduisant les coûts économiques. Source : Auteurs.*

Les choix faits, un calcul via un code python est réalisé pour représenter : i) les profils hebdomadaires saisonniers de consommation, de production et de stockage d'énergie ; ii) la répartition d'énergie consommée sur le réseau ou autoconsommée ; iii) la répartition des coûts et impacts carbones du réseau et du PV + batterie. Ensuite, les deux groupes font alors un choix commun en conservant leur objectif soit économique, soit environnemental. Les mêmes graphiques sont alors donnés.

Ensuite un tour en 2050 est fait avec la même trame mais des données de prix et coût environnemental du réseau modifiées, et un quota carbone imposé à -55% par rapport aux émissions du premier tour sur la base de l'objectif du CNRS à l'horizon 2030 (Parlement Européen 2019). La consommation peut aussi changer si l'installation est thermosensible, à cause du changement climatique.

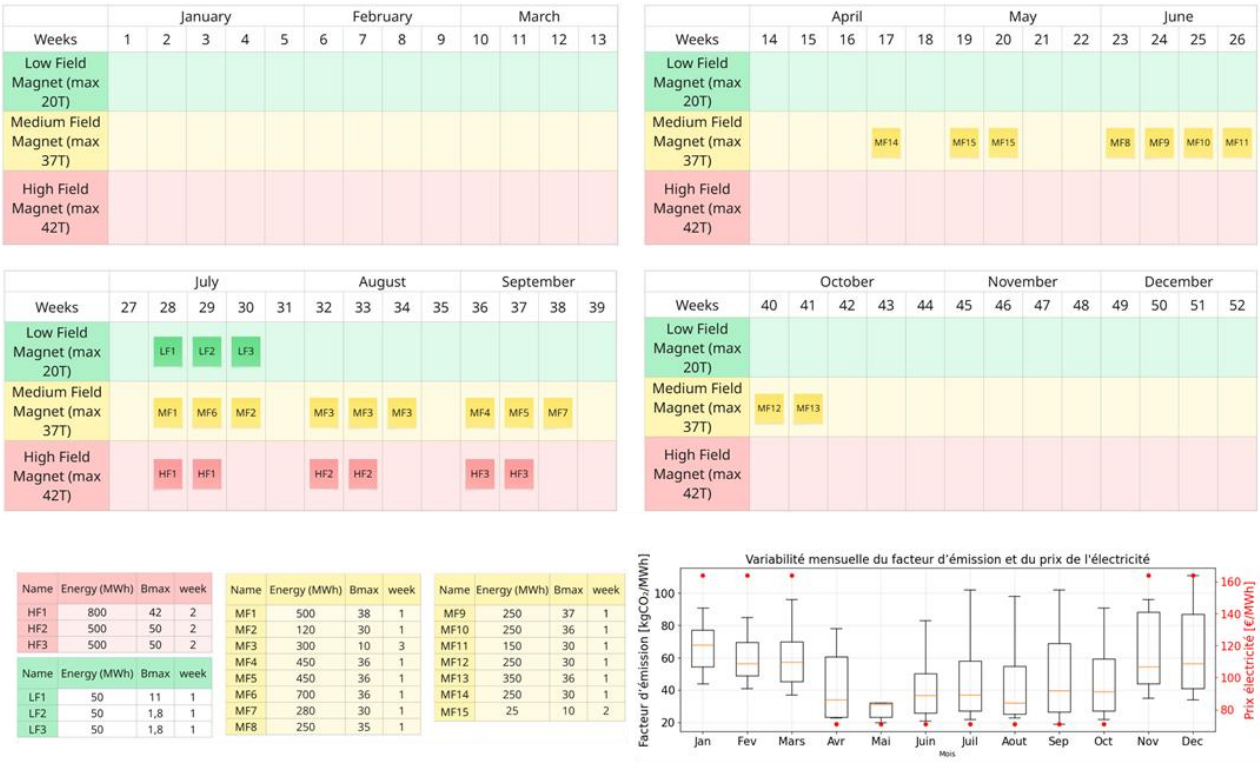
Comme dit précédemment, l'objectif est de questionner les changements de pratiques de consommation. Ici ce questionnement est implicite car il est demandé aux participant·es de dimensionner leur système PV et batteries. L'enjeu est de montrer que cette flexibilité directe est certes importante, mais pas hégémonique. Pour continuer à diminuer les coûts et surtout l'empreinte

environnementale de l'activité de l'installation, la flexibilité indirecte, via le levier de replanification des expériences par exemple, est nécessaire.

3.2.2. *Atelier 2* : archétype « consommation par pointe »

Pour cet archétype d'IR, on a pu observer que faire un planning des expériences qui minimise les coûts économiques pouvait s'avérer très complexe. On a donc décidé le planning pour construire l'atelier en ajoutant la contrainte de minimiser l'empreinte carbone. Comme le montre la Figure 3, les participant·es doivent donc placer des expériences par type d'aimant pour faire un planning réaliste pour leur installation. Pour les aider, on fournit les coûts économiques de l'électricité, ainsi qu'un graphique boîte à moustache du facteur d'émission par mois dans le pays de l'installation. Ce type de graphique permet de mettre en avant la variabilité par mois du facteur d'émission et permet de rajouter de l'inconnu et de l'aléatoire. Les données proviennent d'Electricity Map et ont été prises entre 2020 et 2025.

Une fois le planning réalisé, un code python permet de calculer les coûts économiques et



Name	Energy (MWh)	Bmax	week
HF1	800	42	2
HF2	500	50	2
HF3	500	50	2

Name	Energy (MWh)	Bmax	week
LF1	50	11	1
LF2	50	1,8	1
LF3	50	1,8	1

Name	Energy (MWh)	Bmax	week
MF1	500	38	1
MF2	120	30	1
MF3	300	10	3
MF4	450	36	1
MF5	450	36	1
MF6	700	36	1
MF7	280	30	1
MF8	250	35	1

Name	Energy (MWh)	Bmax	week
MF9	250	37	1
MF10	250	36	1
MF11	150	30	1
MF12	250	30	1
MF13	350	36	1
MF14	250	30	1
MF15	25	10	2

Figure 3 : Support de l'Atelier 2. Les expériences sont placées dans le calendrier, puis les coûts économiques et environnementaux sont calculés et donnés aux participant·es. Source : Auteurs

environnementaux de la planification suivant les étapes suivantes : (i) génération aléatoire du facteur d'émission pour chaque mois ; (ii) calcul de la consommation énergétique hebdomadaire du planning ; (iii) calcul des coûts environnementaux hebdomadaire ; (iv) calcul des coûts économiques et (v) agrégation temporelle avec le plot de graphiques montrant les coûts environnementaux et économiques semaine par semaine et cumulé depuis le début de l'année.

Dans cet atelier, la mise en avant de changement de pratique de consommation est plus explicite. Les participant·es ne peuvent diminuer les coûts économiques et carbone qu'en réalisant une sélection et un agencement des expériences conduite sur une année.

4. RETOUR DES PARTIES PRENANTES

Ces deux ateliers ont été présentés aux parties prenantes et ont pu être en partie joués. Bien que le jeu ait été fait en distanciel, on peut en retenir quelques retours.

L'*Atelier 1* n'a pas atteint l'objectif de mise en avant de la flexibilité indirecte. Les participant·es ont plutôt vu dans l'atelier une optimisation technique, c'est-à-dire comment il est possible d'ajouter des éléments techniques comme les panneaux PV et des batteries dans le système énergétique pour que les activités actuelles soient moins coûteuses et moins émettrices. Ainsi l'atelier doit être modifié pour réellement mettre en avant l'objectif initial car pour le moment, il n'a pas semblé de changement dans les imaginaires des parties prenantes. La création de l'atelier a cependant permis de comprendre que l'équipe modélisatrice ne comprend pas totalement les variables influençant la consommation de l'IR correspondante. Il y a donc un co-bénéfice dans la démarche et cela nous permet de retourner dans une phase de recherche d'informations afin de comprendre plus finement les installations.

Pour l'*Atelier 2* sur les IR consommant par pics, l'objectif a été atteint. Il y a eu une bonne compréhension de la part des participant·es des moments opportuns où planifier des expériences et les moments où il faut éviter. L'atelier fait aussi écho au planning réel d'expérience du LNCMI qui a été réalisé de manière collaborative et participative en parallèle de notre démarche de création de l'atelier. Les parties prenantes de toutes parts (chercheurs, techniciens et administration) se sont réunis et ont tous fait des concessions pour avoir un planning 2026 qui rentre dans le budget du laboratoire. Cela est encourageant pour l'atelier et la démarche participative en elle-même car cela montre un intérêt pour la démarche collaborative dans le laboratoire. Cela montre aussi que les imaginaires initialement très techniques de la flexibilité semblent se diriger vers des aspects plus liés aux pratiques et à l'organisation.

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Les ateliers participatifs peuvent être des outils pertinents pour questionner les imaginaires des parties prenantes des infrastructures de recherche électro-intensives. Si l'*Atelier 1* n'a pas encore pu se montrer pertinent, l'*Atelier 2* réussit à mettre en lumière les changements de pratiques. Ces résultats montrent que les ateliers peuvent être de vrais objets intermédiaires permettant d'avoir une représentation partagée des systèmes énergétiques, mais aussi de questionner les connaissances de l'équipe modélisatrice. Ils constituent ainsi un outil exploratoire utile dans les premières étapes d'une démarche de modélisation participative.

6. REMERCIEMENT

Cette recherche a été financée par le programme Horizon Europe (2021-2027) de l'Union Européenne dans le cadre du programme-cadre pour la recherche et l'innovation, à travers le projet FlexRICAN (Grant Agreement n° 101131516).

7. BIBLIOGRAPHIE

Des travaux récents ont montré que les articles publiés par des personnes issues de minorités sont moins cités comparé à la proportion d'articles dans leurs sous-domaines d'expertise (Zurn et al. 2020). De ce constat, nous avons décidé de calculer les statistiques liées aux sources utilisées, première étape dans l'atténuation de ces biais de citations. Basé sur le ou la première et dernière autrice des 11 références bibliographiques, 30% sont femme/femme ; 10% sont femme/homme ; 10% sont

homme/femme et 50% sont homme/homme. A noter que s'il y un nom d'auteur, il est compté comme premier et dernier auteur. Cette méthode trouve cependant des limites car ces statistiques ont été calculées à partir des prénoms des personnes et/ou des photos disponibles sur internet, ne prenant pas en compte les personnes intersexe, non binaires ou transgenres.

Abrami, Géraldine, William's Daré, Raphaëlle Ducrot, Nicolas Salliou, et Pierre Bommel. 2021. « Participatory Modelling ». In *The Routledge Handbook of Research Methods for Social-Ecological Systems*, 1re éd., par Reinette Biggs, Rika Preiser, Alta De Vos, Maja Schlüter, Kristine Maciejewski, et Hayley Clements. Routledge. https://doi.org/10.4324/9781003021339-16.

Barreteau, Olivier, Géraldine Abrami, Bruno Bonté, François Bousquet, et Raphaël Mathevet. 2021. « Serious Games ». In *The Routledge Handbook of Research Methods for Social-Ecological Systems*, 1re éd., par Reinette Biggs, Rika Preiser, Alta De Vos, Maja Schlüter, Kristine Maciejewski, et Hayley Clements. Routledge. https://doi.org/10.4324/9781003021339-15.

Bornes, Laetitia. 2024. « Méthodes et outils systémiques concrets pour faire face à la complexité environnementale et aux effets rebond pendant un processus de design ou de décision ». Toulouse. https://enac.hal.science/tel-05052638v1.

Étienne, Michel, éd. 2010. *La modélisation d'accompagnement. Une démarche participative en appui au développement durable*. Éditions Quae. https://doi.org/10.35690/978-2-7592-0621-6.

Jensen, Søren Østergaard, Anna Marszal-Pomianowska, Roberto Lollini, et al. 2017. « IEA EBC Annex 67 Energy Flexible Buildings ». *Energy and Buildings* 155 (novembre): 25-34. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.08.044.

Morriet, Lou. 2021. « Conception multiacteur de systèmes énergétiques locaux bas-carbone: outils, modèles et analyses qualitatives ». https://theses.hal.science/tel-03285666v1.

Parlement Européen. 2019. « Qu'est-ce que la neutralité carbone et comment l'atteindre d'ici 2050 ? » octobre 3. https://www.europarl.europa.eu/topics/fr/article/20190926STO62270/qu-est-ce-que-la-neutralite-carbone-et-comment-l-atteindre-d-ici-2050.

Parmar, Bidhan L., R. Edward Freeman, et Jeffrey S. Harrison. 2010. *Stakeholder Theory: The State of the Art*. https://doi.org/10.5465/19416520.2010.495581.

Valla, Séverin, Nana Twum-Duah, Sacha Hodencq, Francois Debray, et Frédéric Wurtz. 2025. *Flexibilité pour la durabilité des systèmes multi- énergie : le cas d'une grande infrastructure de recherche*. https://hal.science/hal-05495824v1.

Voinov, Alexey, Karen Jenni, Steven Gray, et al. 2018. « Tools and Methods in Participatory Modeling: Selecting the Right Tool for the Job ». *Environmental Modelling & Software* 109 (novembre): 232-55. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.08.028.

Zurn, Perry, Danielle S. Bassett, et Nicole C. Rust. 2020. « The Citation Diversity Statement: A Practice of Transparency, A Way of Life ». *Trends in Cognitive Sciences* 24 (9): 669-72. https://doi.org/10.1016/j.tics.2020.06.009.

Influence de la prise en compte des transferts couplés dans les parois sur la quantification de l'inertie de l'enveloppe de bâtiment ancien.

Lucille Coupard[1], Pierre Biehler[1], Benjamin Latour[1], Marie-Hélène Azam*[1], Sihem Guernouti[2], Julien Berger[3], Suelen Gasparin[2]

[1] INSA Strasbourg, CNRS, ICube Laboratory UMR 7357, Strasbourg, France
[2] Cerema BPE, Nantes F-44262, France
[3] Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE), UMR 7356 CNRS, La Rochelle Université, CNRS, 17000, La Rochelle, France
*** marie-helene.azam@insa-strasbourg.fr**

RESUME. Face à l'intensification des vagues de chaleur, l'inertie du bâti ancien, souvent isolé par l'intérieur, doit être préservée. Les matériaux biosourcés, par leur faible conductivité et leur inertie thermique, offrent une solution prometteuse, mais les outils de simulation actuels négligent encore les transferts d'humidité, limitant leur évaluation précise. L'objectif de ce papier est de comparer différentes méthodes de calcul de l'inertie. Ce travail s'appuie sur l'analyse du déphasage et de l'amortissement des sollicitations thermiques. L'étude interroge également l'évolution possible du calcul pour des matériaux non homogènes, en intégrant des paramètres variables liés aux transferts couplés de chaleur et de masse. Les résultats sont comparés entre eux et confrontés aux données issues de la campagne de mesures Humibatex, utilisée comme référence pour la quantification de l'inertie. En mettant en évidence les écarts entre modélisations simplifiées et approches hygrothermiques, ce travail souligne la nécessité d'une évolution des outils afin de mieux rénover le bâti ancien

MOTS-CLÉS : Inertie, transferts couplés, matériaux biosourcés

ABSTRACT. In the context of increasingly frequent heat waves, the thermal inertia of historic buildings, often insulated from the interior, must be preserved. Bio-based materials, due to their low thermal conductivity and hygrothermal inertia, offer a promising solution. However, current simulation tools still tend to neglect moisture transfer, limiting the accuracy of their assessment. The aim of this paper is to compare different methods for calculating thermal inertia. The study is based on the analysis of time lag and attenuation of thermal loads. It also explores the potential evolution of calculation methods for non-homogeneous materials by integrating variable parameters related to coupled heat and mass transfer. The results are compared with one another and confronted with data from the Humibatex measurement campaign, used as a reference for inertia quantification. By highlighting the discrepancies between simplified models and hygrothermal approaches, this work emphasizes the need to improve simulation tools to better support the renovation of historic buildings.

KEYWORDS: Inertia, coupled transfer, bio-based materials.

1. INTRODUCTION

Face au changement climatique et à l'intensification des vagues de chaleur, l'enveloppe du bâtiment joue un rôle central dans le confort estival. La capacité des parois à réguler les températures intérieures repose sur leur inertie thermique. Dans le cas du bâti ancien patrimoniale, les contraintes de conservation limitent fortement les possibilités d'intervention et conduisent fréquemment à une isolation par l'intérieur. Cette configuration peut altérer l'inertie initiale de l'enveloppe. Il devient nécessaire d'identifier des solutions permettant de préserver, cette inertie.

Dans ce contexte, les matériaux biosourcés apparaissent comme des candidats particulièrement pertinents. Leur faible conductivité thermique, associée à une forte inertie thermique, due à leur propriété de sorption, masse volumique et capacité thermique, offre des perspectives intéressantes pour l'adaptation des bâtiments aux conditions climatiques futures. Leur capacité à interagir avec l'humidité

influence significativement les transferts de chaleur au sein des parois et, par conséquent, la quantification de l'inertie. Toutefois, les outils de simulation thermique dynamique actuellement utilisés par les bureaux d'études ou dans le cadre réglementaire (RE2020) reposent majoritairement sur une modélisation purement thermique, sans prise en compte explicite des transferts hydriques.

Après quelques éléments de contexte sur le type de bâti ancien étudié, les différentes méthodes de calculs de l'inertie sont rappelées. Le cas d'étude est ensuite présenté. Il est basé sur la cellule expérimentale HAMexReno construite dans le cadre du projet ANR HUMIBATex (CETE de l'ouest 2016). Afin d'améliorer les outils de quantification actuels de l'inertie, la stratégie de modélisation choisie est ensuite détaillée. Les résultats des différentes approches basées sur l'étude du déphasage et de l'amortissement sont présentés et analysés pour dresser des pistes d'amélioration des méthodes actuelles.

2. ETAT DE L'ART

Le bâti ancien alsacien est composé principalement de matériaux biosourcés ou géosourcés, tels que les torchis. Ils désignent un complexe solidaire associant terre, fibres végétales et ossature bois, destiné à combler les vides du pan de bois auquel il est lié (ARESO et al. 2018). L'usage du pluriel reflète la diversité des compositions et des mises en œuvre : il existe autant de torchis que de contextes constructifs. Matériau hétérogène, il dépend étroitement des ressources locales et des savoir-faire, ce qui exclut tout comportement standardisé (ARESO et al. 2018). Sa forte porosité entraine des transferts de masse d'eau qui ont un impact significatif sur les transferts thermiques. Le torchis participe à la régulation de l'humidité du pan de bois, mais sa structure ouverte le rend sensible aux variations hydriques, aux cycles d'humidification–séchage et aux phénomènes de retrait-gonflement (Fritzinger 2018). Les processus de sorption–désorption, appelés hystérésis, modifient la teneur en eau du matériau et influencent directement ses propriétés, elles-mêmes dépendantes de la température et de l'humidité (Alioua 2020, CERTES et al. 2020, Maalouf et al. 2011). Ainsi, le torchis apparaît comme un matériau complexe, particulièrement sensible aux interactions thermo-hydriques. Sa caractérisation exige une approche adaptée intégrant sa porosité, les interactions entre constituants et les transferts couplés chaleur–masse, afin de modéliser fidèlement son comportement en conditions réelles.

Plusieurs méthodes existent pour quantifier l'inertie. La norme NF EN ISO 13786 se limite aux matériaux homogènes et aux seuls transferts thermiques (Règles Th-bat 2017). La méthode du volant thermique présente des restrictions similaires. L'usage de modèle STD permettent d'observer la dynamique d'un bâtiment et donc de quantifier son inertie. Cependant, les logiciels usuels de STD tels que PLEIADES COMFIE, n'intègrent pas non plus les effets hydriques internes (Azos Diaz 2016). Des approches de modélisation hygrothermiques existent toutefois, notamment la méthode de Mendes (implémentée dans Umidus) et celle de Künzel (développée dans WUFI). Les travaux d'Alioua (Alioua 2020) ont montré le potentiel du logiciel WUFI 2D permettant d'analyser les transferts couplés et les interactions entre matériaux à l'échelle de la paroi.

3. METHODOLOGIE

Cette étude a pour objectif d'améliorer la quantification de l'inertie thermique d'une paroi de bâti ancien. Pour cela, elle vise à évaluer la validité des approches normatives, basées sur des hypothèses purement thermiques et sur des matériaux homogènes, en les comparant à des approches

hygrothermiques appliquées à des matériaux biosourcés. L'analyse de l'inertie portera sur le déphasage et l'amortissement des sollicitations thermiques, considérés comme les indicateurs les plus pertinents et applicables à toutes les échelles.

Ce travail s'appuiera sur un cas d'étude représentatif du bâti ancien alsacien, soit un mur en pan de bois et torchis. Une telle paroi, avec et sans isolation intérieure, a ainsi pu être instrumentée au sein de la cellule expérimentale HAMexReno (CETE de l'ouest et al. 2016). Les mesures ainsi réalisées permettront d'alimenter et de valider le modèle hygrothermique utilisé dans le cadre de cette étude, selon le modèle de Künzel (Künzel 1995). Il sera ainsi possible de définir l'inertie thermique de la paroi sur la base des données expérimentales et simulées, afin de les confronter et d'offrir des premières pistes d'amélioration du modèle numérique.

Plusieurs méthodes de calculs de l'inertie d'une paroi, présentées dans le tableau 1, sont ensuite comparées, la norme NF EN ISO 13786, et la méthode du volant thermique. La première, permet de déterminer les caractéristiques thermiques dynamiques d'une paroi multicouche. Elle repose sur un modèle de transfert thermique unidimensionnel en régime périodique et utilise les propriétés thermiques des matériaux (conductivité, masse volumique, capacité thermique) ainsi que l'épaisseur des couches. La seconde méthode est une approche simplifiée qui estime la capacité de stockage thermique mobilisable d'une paroi à partir de la masse des matériaux proches de la surface intérieure et de leur capacité thermique massique. Elle permet d'évaluer l'influence de cette masse sur l'amortissement des variations de température. Ces approches permettent au travers de plusieurs paramètres de calculer la réponse dynamique de la paroi.

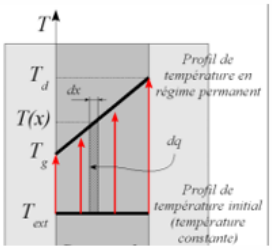
Méthode du volant thermique	NF EN 13 786 (Naharitra Rabemanantsoa 2021)	Equation de künzel (Alioua 2020)
Phénomènes thermiques purs, Réponse à un échelon de température de 1°C côté intérieur (température extérieure fixée à 0°C)	Phénomènes thermiques purs, Réponse à une sollicitation extérieure thermique périodique	Phénomènes thermiques et hydriques Bilan hydrique et thermique de la paroi
Pour chaque matériau, on calcule: $\frac{q}{A} = \rho . C_p . e . (T_m - T_{ext})$ Puis: $\tau = \frac{1}{U} \sum \rho . C_p . e . (T_m - T_{ext})$ 	Pour chaque matériau, on calcule: $Z = \begin{pmatrix} \widehat{T_2} \\ \widehat{q_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_{11} & Z_{12} \\ Z_{21} & Z_{22} \end{pmatrix} . \begin{pmatrix} \widehat{T_1} \\ \widehat{q_1} \end{pmatrix}$ Puis on calcule la matrice globale du mur, en allant de l'extérieur vers l'intérieur: $Z = Z_N Z_{N-1} \dots Z_3 Z_2 Z_1$ Puis: $\tau = \frac{\omega}{2\pi} . \arg(Z_{12})$ $f = \frac{\lvert Y_{12} \rvert}{U_0}$, avec $Y_{12} = \frac{-1}{Z_{12}}$	Bilan hydrique $\varepsilon . \frac{\partial \varphi}{\partial t} = \nabla(\delta_p \nabla(p_{sat} . \varphi) + D_{l,\varphi} . \nabla \varphi)$ Bilan thermique $(\rho_0 . c_0 + c_p . w) \frac{\partial T}{\partial t} = \nabla(\lambda . \nabla T) + Lv . \nabla(\delta_p . \nabla(p_{sat} . \varphi)$ Puis on repère analytiquement; $\tau(\omega) = t_{T_{i,max}}(\omega) - t_{T_{e,max}}(\omega)$ $f(\omega) = \frac{\Delta T_i(\omega)}{\Delta T_e(\omega)}$
Energie accumulée et temps de réponse (déphasage)	Déphasage, amortissement, capacité thermique surfacique	Comportement hygrothermique de la paroi

Tableau 1 : Tableau de synthèse des méthodes retenues pour l'échelle paroi

4. CAMPAGNE DE MESURES HUMIBATEX

La cellule expérimentale HAMexReno (CETE de l'ouest et al. 2016) est implantée sur l'un des sites du Cerema Ouest. Elle se présente sous la forme d'un bâtiment de plan rectangulaire, dont les pignons sont orientés nord-sud. La cellule comprend quatre volumes distincts : une zone sèche, une zone humide, un local technique et des combles. Les zones de mesures sont identifiées par les cercles de la figure 1,

les points jaunes correspondant aux mesures traitées dans la suite de ce travail soit au point central de la partie courante en torchis, sur toute l'épaisseur de la paroi.

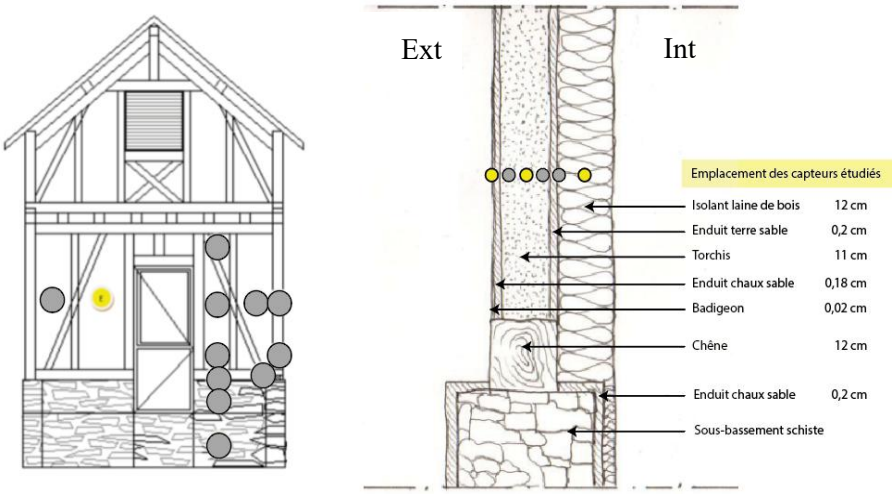
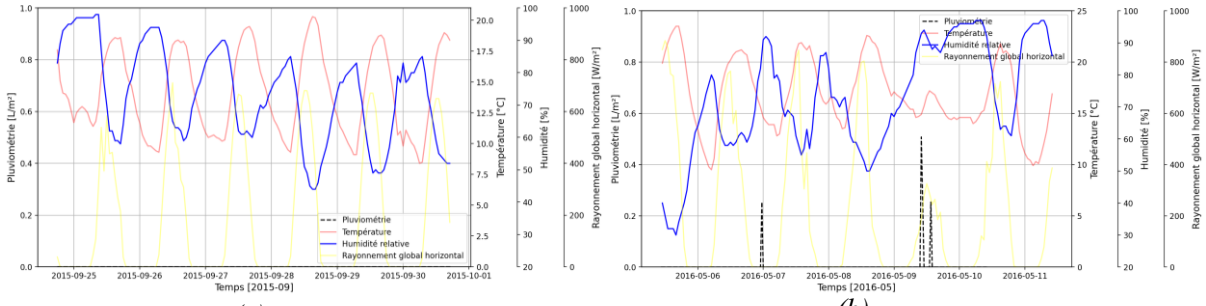


Figure 1 : Emplacement des capteurs sur et dans la paroi et épaisseur des matériaux

L'étude portera sur la zone sèche, entourée de parois verticales, réalisées en pan de bois avec un remplissage en torchis, reposant sur un soubassement en schiste. Seule la zone sèche sera étudiée comme les autres zones sont entourées de murs en béton. Les essais analysés concernent deux configurations constructives : la paroi orientée au sud non isolée, puis par la suite isolée par l'intérieur, avec une température intérieure libre, sans ventilation, sur deux périodes réparties au cours de l'année, octobre et mai. Les surfaces extérieures sont soumises aux conditions climatiques locales. Chaque paroi est instrumentée afin de mesurer les températures, humidités (thermocouples de type T en surface, sondes T/HR au cœur des matériaux) et flux (fluxmètre 10x10 cm² de Captec sur face intérieure).

Les conditions météorologiques extérieures (pluviométrie, température, humidité relative et rayonnement global horizontal) sont également mesurées sur le site. Dans le cadre de cette étude, une semaine par typologie de paroi (avec et sans isolation) a été sélectionnée (figure 2) et serviront à alimenter les conditions aux limites des modélisations hygrothermiques réalisées (partie 5).



(a) *(b)*

Figure 2 : Mesures météorologiques (conditions aux limites extérieures), (a) sans et (b) avec isolation

5. MODELISATIONS HYGROTHERMIQUES

La géométrie 2D du modèle est définie dans WUFI par assemblage de rectangles. Le mur est modélisé avec son sous-bassement (initialisé avec une humidité relative plus élevée). Chaque matériau est défini par sa masse volumique, sa porosité, sa chaleur spécifique, sa conductivité thermique, son facteur de résistance à la diffusion de vapeur et une courbe de sorption. Les propriétés des matériaux mesurées in situ n'étant pas exploitables, les données du CSTB sont utilisées (Garnier et al. 2016). La

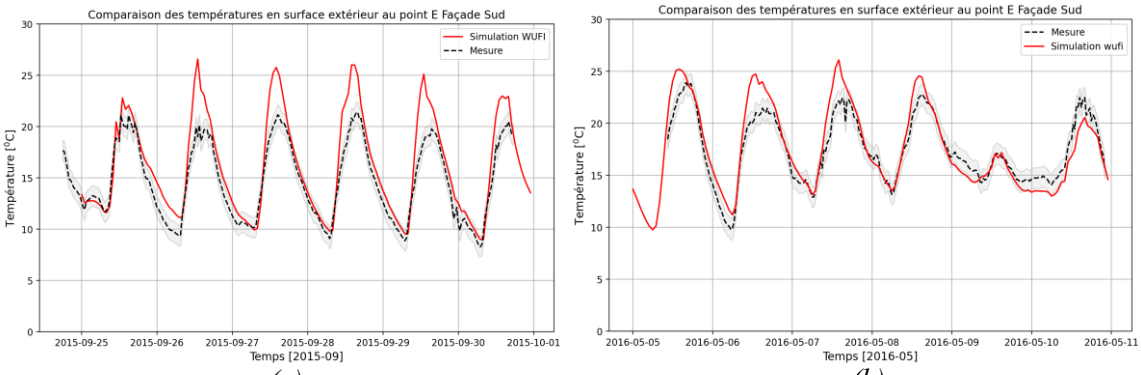
porosité est fixée à 0,3 (Garnier et al. 2016). Pour le torchis, les paramètres sont encadrés par les valeurs minimales et maximales issues du guide de construction en torchis (ARESO et al. 2018). WUFI utilise la courbe de sorption de sa bibliothèque des matériaux afin de calculer leur humidité.

Côté extérieur, les données climatiques extérieures proviennent d'une station météo installée sur le site. Certaines composantes du rayonnement solaire ont été estimées à partir de la radiation globale horizontale grâce à l'algorithme de Erb. Un bilan explicite radiatif est considéré dans le modèle. Le coefficient de transfert surfacique est fixé à 18 W/m²/K, corrigé par WUFI en fonction du vent. Côté intérieur, la température d'air est imposée grâce aux données mesurées dans la cellule. Un coefficient de transfert surfacique de 8 W/m²/K est imposé.

Afin de limiter l'influence des conditions initiales, une simulation préliminaire a été réalisée sur l'année précédente. Les propriétés matériau mesurées (température, teneur en eau et humidité relative) au 31 décembre de cette année ont ensuite été utilisés comme conditions initiales pour la simulation du 1er janvier de l'année étudiée, avec les données météo du site.

6. RESULTATS

La figure 3 présente l'évolution des températures en surface extérieure de la paroi modélisée et mesurée. Les températures mesurées sont représentées avec leurs incertitudes issues des capteurs utilisés lors de la campagne de mesures (zone grisée autour des courbes). Les écarts moyens observés aux pics sont 2,6°C avec isolation, et de 1,9°C sans l'isolation. La dynamique des courbes de températures est similaire. Côté intérieur, la dynamique est moins bien reproduite avec d'importants décalages entre les courbes mesurées et simulées. Cette donnée ne sera donc pas utilisée et remplacée par la température aux conditions limites intérieures, pouvant générer de fait un biais important sur la quantification de l'inertie via la méthode « expérimental ».



(a) *(b)*

Figure 3 : Comparaison des températures simulées et expérimentales en surface extérieure, (a) sans isolation et (b) avec isolation, pour la semaine cible

Le déphasage et l'amortissement via les résultats de la simulation et l'expérimental sont déterminés sur une période d'un mois. La norme NF EN ISO 13786, et la méthode du volant thermique ont également été appliquées. Le tableau 2 présente la synthèse des résultats, dans deux configurations. Il est à noter que le volant thermique ne permet pas le calcul de l'amortissement, ajoutant une limite complémentaire à cette méthode de caractérisation. Nous rappelons également que le déphasage du volant thermique fait référence à un temps de réponse de la paroi (tableau 1).

	Sans isolation		Avec isolation	
	Déphasage (h)	Amortissement (-)	Déphasage (h)	Amortissement (-)
Norme NF EN ISO 13786	9,82	0,92	7,85	0,75
Volant thermique	6,02	NE	8,25	NE
Simulation[1]	3,57	0,60	3,48	0,79
Expérimental[2]	*3,66*	*0,61*	*3,43*	*0,79*

Tableau 2 : Comparaison de l'inertie en fonction des méthodes retenues ([1]avec températures de surfaces calculées, [2] avec température d'air intérieure et de surface extérieure mesurée)

Compte tenu du biais lié à la prise en compte de la température du volume intérieur pour l'expérimental, la comparaison des résultats se fera sur la base du modèle numérique (référence). Le tableau 3 présente alors les variations des paramètres de l'inertie selon la méthode employée par rapport à cette référence.

Le tableau 3 montre des écarts importants sur le déphasage entre les modèles purement thermique et le modèle thermohydrique, quelle que soit la paroi, là où l'expérimental semble mieux correspondre malgré le biais identifié. Ces premiers résultats questionnent la sensibilité du déphasage à la prise en compte des transferts couplés. Sur l'amortissement, les résultats tendraient à démontrer une meilleure adéquation de la norme pour la paroi avec isolation seulement et un écart important pour la paroi sans isolation. Sur ce second paramètre, la sensibilité observée tient compte des écarts observés aux pics sur la figure 3. Il serait alors intéressant de chercher à améliorer l'adéquation entre modèle numérique et valeurs expérimentale pour poursuivre les investigations sur ce paramètre.

	Sans isolation		Avec isolation	
	Déphasage (h)	Amortissement (-)	Déphasage (h)	Amortissement (-)
Norme NF EN ISO 13786	*+ 168 %*	*+ 50 %*	*+ 129 %*	*- 5 %*
Volant thermique	*+ 64 %*	*NE*	*+ 141 %*	*NE*
Simulation[1]	***3,57***	***0,60***	***3,48***	***0,79***
Expérimental[2]	*- 3 %*	*- 2 %*	*+ 1 %*	*0 %*

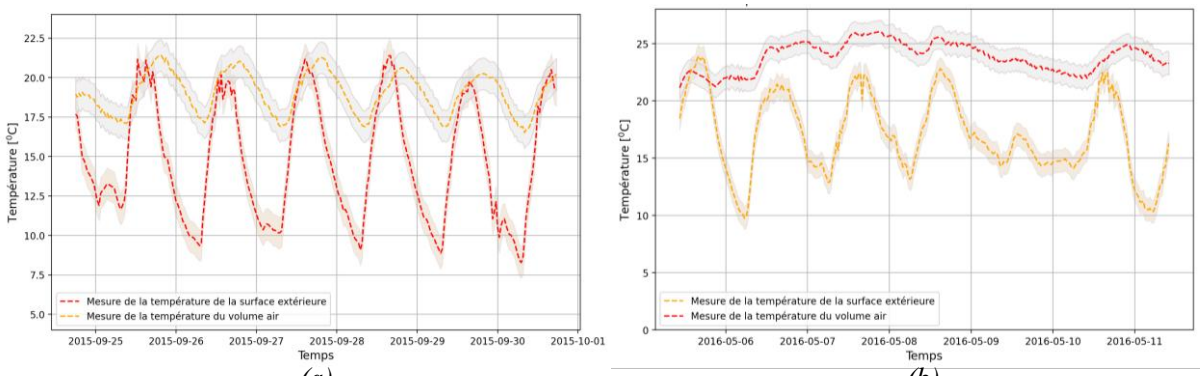
Tableau 3 : Ecarts par rapport à la simulation en fonction des méthodes retenues ([1]avec températures de surfaces calculées, [2] avec température d'air intérieure et de surface extérieure mesurée)

L'impact de l'ajout d'isolation (tableau 3) dépend fortement du type de modèles. La norme quantifie une diminution de l'inertie, pour ses deux paramètres, la plus importante. Le volant thermique évalue quant à lui une augmentation importante de son déphasage. Le modèle thermohydrique tend à stabiliser la valeur de son déphasage tout en améliorant son amortissement.

	Déphasage (h)	Amortissement (-)
Norme NF EN ISO 13786	- 20%	- 18%
Volant thermique	37%	NE
Simulation[1]	2%	32%
Expérimental[2]	*6%*	*30%*

Tableau 4 : Variation des paramètres de l'inertie avec ajout d'isolation ([1]avec les températures de surfaces calculées, [2] avec la température d'air intérieure et de surface extérieure mesurée)

L'expérimental tend ici à démontrer la même tendance (figure 4) mais dispose toujours d'un biais important sur le traitement de ses données (hypothèse sur la température intérieure).



(a) *(b)*

Figure 4 : Température extérieure et intérieure de la paroi (a) sans isolation et (b) avec isolation

Ces premières sensibilités tendent à démontrer l'intérêt de poursuivre ces investigations sur la caractérisation de l'inertie à l'échelle d'une paroi, que ce soit sur le type de modélisation physique, le type de paramètres physiques de l'inertie ou encore le type de paroi.

7. DISCUSSIONS ET PERSPECTIVES

Cette étude présente des travaux préliminaires avec plusieurs limites. Dans le cas de la méthode expérimentale, l'analyse s'appuie sur la température du volume d'air intérieur, mesurée à une hauteur moyenne, ce qui ne permet pas de représenter précisément les interactions thermiques à l'interface paroi–ambiance. Un nouveau protocole expérimental apparaît nécessaire afin de mesurer la température de surface intérieure, ainsi qu'avec des conditions aux limites contrôlées (dispositif de boite chaude gardée) et d'obtenir des estimations plus robustes des indicateurs de l'inertie par voie expérimentale. Par ailleurs, l'analyse s'est concentrée sur le point de mesure E, situé dans une zone courante de torchis. Une extension de l'étude à d'autres points de mesure au sein de la cellule expérimentale permettrait de mieux appréhender l'hétérogénéité du comportement hygrothermique de la paroi. Enfin, à l'échelle de la paroi, il serait intéressant de comparer différentes configurations d'isolation avec des matériaux conventionnels ou moins denses et hygroscopiques.

Les résultats présentés sont pour l'instant établis à l'échelle de la paroi. Il serait intéressant d'étendre l'approche à l'échelle du bâtiment. Cette question d'échelle interroge le choix des températures de référence utilisées pour quantifier le déphasage et l'amortissement, selon qu'elles soient prises à proximité ou à distance de la paroi étudiée. De plus, les calculs ont été réalisés sur deux périodes temporelles distinctes afin de s'aligner sur les données expérimentales disponibles. Il serait toutefois pertinent d'analyser l'influence du choix de la période d'étude sur les résultats des méthodes de quantification de l'inertie.

Enfin, le bâtiment étudié, construit en torchis, présente une inertie globale relativement faible. Ce constat interroge la validité des méthodes normatives actuelles pour caractériser ce type de parois. Les analyses montrent notamment que, selon les méthodes thermiques utilisées, l'ajout d'isolant peut conduire à une augmentation de l'inertie, alors que l'approche normative conclut à l'effet inverse. Ces résultats suggèrent la nécessité d'un changement de paradigme dans la manière d'évaluer l'inertie thermique, en particulier pour les parois biosourcées et hétérogènes.

8. BIBLIOGRAPHIE

Alioua, Tarek. 2020. « Étude, à l'échelle du mur, des transferts hygrothermiques dans les composites biosourcés » Thèse de doctorat, Université Paris-Est; Université Hadj Lakhdar (Batna, Algérie)

ARESO, ARPE Normandie, AsTerre, ATOUTERRE, CAPEB, Collectif Terreux Armoricains, FFB, Fédération des SCOP du BTP, Maisons Paysannes de Frande, RESEAU Ecobâtir, TERA. 2018. « Guide des bonnes pratiques de la construction en terre crue - torchis ». Ministère de la transition écologique et solidaire et ministère de la cohésion des territoires et des relations avec les collectivités territoriales.

Azos Diaz, Karina. 2016. « Etude multi-échelle des transferts de chaleur et de masse appliquée à un bâtiment parisien rénové, en condition météorologique normale et en période de vague de chaleur », Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie, Paris

CERTES, ADEME, Lermab, Maison paysanne de France. 2020. « Calcul du coefficient de transmission surfacique des murs à pan de bois en fonction de la température et de l'humidité », Projet Bauch.

CETE de l'ouest, CETHIL, LOCIE, LaSie, CETE de l'est, CETE de Lyon, CSTB, ISOVER, ALDES, VentilAirSec. 2016. « Cellule expérimentale - Analyse mesures », Rapport de la tâche 4 de la convention ANR N 2011 VILD 005 01.

Fritzinger, Mathieu. 2018. Les colombages – l'hybride de demain, Enoncé théorique de master d'architecture, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne

Garnier, Géraldine, Julien Borderon, Rofaida Lahrech, Claude Pompeo. 2016. « Tâche 3 : Caractérisation des matériaux nécessaires aux données d'entrées des modèles. », Recherche – Expertise, CSTB, 3.

Künzel, Hartwig. 1995. « Simultaneous heat and moisture transport in building components: one- and two-dimensional calculation using simple parameters », Fraunhofer Institute of Building Physics

Maalouf, Chadi, Anh Dung Tran Le, Mohammed Lachi, Etienne Wurtz, Ton Hoang Mai. 2011. « Effect of moisture transfer on thermal inertia in simple layer walls: case of a vegetal fibre material », *Int. J. Math. Models Methods Appl. Sci.*, vol. 5,

Règles Th-bat - Fascicule Inertie, 2017.

Naharitra Rabemanantsoa, Herimany, « Etude de l'inertie thermique de parois : Cas des murs typiques de maisons d'habitation de Madagascar », Antananarivo, 2021.

Comparaison méthodologique d'outils de diagnostic du climat urbain pour l'adaptation des villes aux vagues de chaleur

Adèle Coupry[1,*], Maxime Chaumont[2], Martin Hendel[1,2], Laurent Royon[1]

[1]Université Paris Cité, LIED, UMR 8236, CNRS, 10 rue Alice Domon & Léonie Duquet, 75013 Paris
[2]Urban Cooling Solutions, Maison des Entreprises Innovantes, 2bis rue Alfred Nobel 77420 Champs-sur-Marne
[3]Université Gustave Eiffel, ESIEE Paris, département SEED, 93162 Noisy-le-Grand
[*]adele.coupry@etu.u-paris.fr

RÉSUMÉ. L'intensification des vagues de chaleur liée au changement climatique place les acteur.rice.s de l'urbanisme face à de nouveaux défis. De nouveaux besoins se créent et, dans le but de répondre à ces demandes, des outils de diagnostic simplifiés sont développés pour intégrer les enjeux microclimatiques dans les projets d'aménagement. Dans cette étude, deux outils de simulation du climat urbain sont comparés : ICEtool et l'Indicateur de Potentiel de Rafraîchissement (IPR). Cette étude met en évidence une cohérence spatiale globale entre les résultats des deux outils, tout en soulignant des écarts locaux lors de leur comparaison aux mesures de terrain du stress thermique relatif, en partie attribuables aux limites techniques communes aux deux outils.

ABSTRACT. The increasing frequency and intensity of heatwaves due to climate change are creating new challenges for urban planning professionals. New needs are emerging, and to address them, simplified diagnostic tools are being developed to integrate microclimatic considerations into urban development projects. In this study, two urban climate simulation tools are compared : ICEtool and the Cooling Potential Indicator (UCP). This study shows an overall spatial agreement between the results from both tools, while also highlighting local discrepancies when compared to field measurements of relative thermal stress, partly attributable to the technical limitations shared by both tools.

KEYWORDS. Urban climate modeling, simplified thermal stress diagnostic tools, urban cooling

1. INTRODUCTION

Les vagues de chaleur se multiplient et s'intensifient en raison du changement climatique (GIEC, 2023), rendant les villes particulièrement vulnérables aux canicules alors qu'elles abritent aujourd'hui plus de la moitié de la population mondiale (environ 58% en 2024 (World Bank, 2026)). L'imperméabilisation des sols, les propriétés thermiques des matériaux urbains et la morphologie du bâti modifient les bilans radiatifs et énergétiques locaux. Des zones de surchauffe peuvent alors apparaître dans certains quartiers et on peut parfois observer une surélévation des températures en ville par rapport aux zones rurales environnantes : c'est le phénomène d'îlot de chaleur urbain (ICU) (Oke, 1982). Le stress thermique est accentué en période de canicule, faisant de ce risque un enjeu sanitaire majeur pour les collectivités qui cherchent alors à développer des stratégies d'aménagement urbain.

De nombreux outils de diagnostic du climat urbain existent aujourd'hui tels que Score ICU, ICEtool, le coefficient de rafraîchissement urbain ou encore l'indice de potentiel de rafraîchissement (Pugnat et al., 2023), chacun reposant sur des méthodes, indicateurs et hypothèses spécifiques.

Cette étude s'inscrit dans un travail plus large de comparaison d'outils simplifiés de diagnostic du climat urbain appliqués à des sites de référence communs. Deux outils sont étudiés ici : ICEtool (Elioth, 2025) et l'IPR (CEMU, LIED, 2023), choisis pour leur potentiel opérationnel auprès des acteur.ice.s de l'aménagement urbain. L'objectif est d'évaluer leur capacité à reproduire la distribution spatiale des contrastes thermiques urbains, en les comparant à des mesures de terrain, afin d'apprécier leur fiabilité pour l'identification des zones prioritaires d'intervention.

2. OUTILS DE DIAGNOSTIC DU CLIMAT URBAIN

De nombreuses méthodes ont été développées pour étudier le microclimat urbain, notamment la télédétection satellitaire, les mesures in situ, les méthodes de classification spatiale et les simulations numériques (Técher et al., 2023).

2.1. TÉLÉDÉTECTION SATELLITAIRE

La cartographie par images thermiques issues de la télédétection satellitaire infrarouge est une méthode largement utilisée par les acteur.ice.s de l'urbanisme car elle est peu coûteuse, rapide et relativement simple à mettre en œuvre. Elle permet d'estimer la température de surface des matériaux urbains et d'identifier des contrastes thermiques intra-urbains. Ces capteurs mesurent principalement la température de surface (Land Surface Temperature, LST)(Briegel et al., 2025).

L'utilisation de cette cartographie thermique à des échelles plus fines, comme celle du quartier, reste limitée. En effet, les données en accès libre présentent généralement une résolution spatiale de l'ordre de 100 m (ou 30 m après rééchantillonnage), ce qui est insuffisant pour représenter précisément l'hétérogénéité climatique urbaine à petite échelle. De plus, la fréquence d'acquisition (environ une image tous les 15 jours pour Landsat) et l'heure de passage du satellite sont imposées. Or, la date et l'heure choisies pour une étude microclimatique sont des paramètres clés pour l'interprétation des résultats.

2.2. MODÉLISATION PHYSIQUE

Les mesures expérimentales sont contraintes par la date, les conditions météorologiques, l'heure d'observation et la résolution spatiale du dispositif de mesure. La modélisation permet de mieux contrôler ces paramètres et d'adapter l'échelle d'analyse.

Les modélisations physiques complètes consistent en la résolution numérique d'équations de transfert d'énergie et de masse à l'échelle microclimatique. Parmi ces outils, ENVI-met permet de simuler la température de l'air, la température moyenne radiante (Tmrt), les flux turbulents ainsi que des indices de confort thermique à partir de scénarios météorologiques définis (Bruse, 2004). Cet outil est particulièrement adapté pour évaluer le stress thermique du piéton. Toutefois, son utilisation nécessite des temps de calcul importants ainsi qu'une expertise scientifique et technique solide.

2.3. OUTILS SIMPLIFIÉS D'AIDE À LA DÉCISION

Dans le cadre de travaux visant à améliorer le confort thermique d'un quartier, les urbanistes ont besoin d'outils simples et rapides d'utilisation à l'échelle du mètre, voire moins. Plusieurs outils simplifiés de diagnostic du climat urbain ont ainsi été développés, tels que Score ICU, le coefficient de rafraîchissement urbain, l'IPR ou ICEtool, offrant une alternative aux outils de

modélisation physique complexes comme ENVI-met.

Ces outils reposent sur des hypothèses simplificatrices qui réduisent les temps de calcul et facilitent leur utilisation par un public non scientifique, tout en conservant une base physique suffisante pour orienter les choix des acteur.rice.s de l'urbanisme dès les premières phases d'un projet, et permettre l'identification des zones prioritaires d'intervention.

L'étude se concentre ici sur deux outils géomatiques développés pour l'aide à la prise de décision, fonctionnant sous QGIS : ICEtool et l'Indicateur de Potentiel de Rafraîchissement (IPR).

2.3.1. ICEtool

ICEtool (Elioth, 2025) est un plugin open source développé pour QGIS permettant d'estimer les températures de surface à l'échelle d'un quartier en se basant sur un bilan énergétique de surface de la forme :

$$Q_R = Q_H + Q_L + Q_C + \delta Q_S$$

où les termes Q représentent des flux de chaleur (en W·m^{-2}) : Q_R correspond au rayonnement net (solaire, infrarouge et atmosphérique), Q_H à la convection, Q_L au flux de chaleur sensible et latente lié aux échanges d'eau, Q_C à la conduction et δQ_S au flux de chaleur lié au stockage thermique des matériaux. Initialement l'outil a été développé sous le nom ICE par Elioth, puis a été entièrement revu par Arthur Evrard pour devenir ICEtool, un plugin entièrement intégré dans QGIS, simple à installer et avec un temps de calcul réduit.

Certains phénomènes sont volontairement simplifiés ou exclus, comme la réflexion du rayonnement sur les façades ou les flux de chaleur anthropiques. Ces simplifications ne permettent pas de reproduire l'ensemble des processus microclimatiques, mais rendent l'outil opérationnel à l'échelle du quartier avec des temps de calcul réduits.

L'outil nécessite des données détaillant le bâti (organisation et hauteur), la distribution de la végétation (hauteur et rayon des arbres), les propriétés radiatives et thermiques des sols (albédo, émissivité, conductivité thermique, capacité thermique, coefficient convectif et épaisseur), ainsi que des données météorologiques correspondant à la journée étudiée. ICEtool s'appuie sur le module UMEP pour générer des cartes heure par heure (pas de temps modifiable) de l'ombrage à partir de la géométrie urbaine. Ces cartes peuvent alors être combinées aux propriétés des sols et aux données météorologiques afin d'obtenir, pour chaque maille, les températures de surface minimale, moyenne et maximale sur la journée.

2.3.2. Indicateur du potentiel de rafraîchissement (IPR)

L'IPR est un outil développé au sein de l'équipe CEMU du laboratoire LIED (Université Paris Cité) et protégé par le brevet FR2211783. Cet indicateur est notamment utilisé dans le cadre des travaux de l'entreprise Urban Cooling Solutions (Urban Cooling Solutions, 2023) et est utilisé pour caractériser le confort thermique estival des piétons à l'échelle du quartier, ou plus. L'IPR est un nombre sans dimension compris entre 0 et 1.

Bien que le bilan thermique complet du piéton fasse intervenir quatre modes d'échange (radiatif, convectif, conductif et latent), l'IPR se concentre sur les échanges radiatifs, considérés comme prédominants dans le stress thermique en milieu urbain en conditions estivales diurnes (Karam, 2023). Il convient toutefois de noter que les sources radiatives sont simplifiées puisque seul le rayonnement solaire incident est explicitement pris en compte, tandis que le rayonne-

ment thermique des surfaces et la radiosité du bâti sont négligés. Les flux convectifs et latents ne sont pas calculés explicitement (le vent n'est pas simulé et l'évapotranspiration de la végétation est représentée par un coefficient empirique γ). De plus, tout comme pour ICEtool, le quartier est discrétisé en mailles horizontales 2D, c'est donc la surface du sol qui est modélisée et non le piéton lui-même.

L'IPR peut être calculé pour analyser trois périodes aux enjeux différents : le jour (06h - 18h) et le soir (18h - 00h) renseignent sur le stress thermique du piéton, respectivement en présence et en absence de rayonnement solaire direct, durant les plages horaires où la fréquentation des espaces publics reste élevée. La nuit (00h - 06h) permet quant à elle d'évaluer la contribution des matériaux au phénomène d'îlot de chaleur urbain à travers la décharge de la chaleur stockée dans la journée. Dans le cadre de cette étude, seul l'IPR diurne est considéré puisqu'ICEtool est limité à des simulations en période diurne.

Il requiert en entrée une cartographie de l'organisation du bati et de la végétation ainsi que plusieurs paramètres du sol : λ_M et λ_V (proportions respectives de surfaces minérales et végétales par maille), γ (un facteur lié à la végétation, prenant en compte la présence de végétation au sol ou de végétation haute), ainsi que l'albédo α. Afin de pouvoir calculer l'IPR, il est également nécessaire de déterminer le rayonnement solaire incident I et le SVF (Sky View Factor) via l'outil SAGA sur QGIS.

$$IPRjour : \frac{(1 - \alpha \cdot \beta \cdot SVF)\,\lambda_M + (1 - \gamma)\,\lambda_V \cdot I_{tot}}{I_0}$$

L'IPR jour repose sur une hypothèse de journée purement radiative et évalue le stress thermique en conditions de fort ensoleillement, en intégrant l'ombrage, la végétation et les propriétés radiatives des surfaces. Par défaut, le calcul est effectué de 6h à 18h (heure solaire), mais la période peut être adaptée pour s'intéresser à un instant t précis de la journée, typiquement de 6h à t.

3. COMPARAISON : MÉTHODE ET RÉSULTATS

La comparaison repose sur une analyse qualitative des distributions spatiales, les deux outils ne produisant pas les mêmes variables, il s'agit donc d'évaluer les contrastes relatifs plutôt que les valeurs absolues.

3.1. SITE D'ÉTUDE ET MÉTHODE

La comparaison est réalisée sur un parking d'environ 1200 m² à Aubervilliers (Figure 1), ayant fait l'objet d'une étude microclimatique détaillée (Parison et al., 2023). Le site était initialement constitué d'un revêtement imperméable sombre et peu végétalisé avant les travaux du site dans le cadre du projet « Tierce Forêt ». Des mesures mobiles ont été réalisées le 15 juin 2018 (avant travaux) entre 15h et 17h (UTC+2) en six points répartis sur le site. Des simulations ICEtool et IPR ont été effectuées pour la même journée sur la plage 8h–17h (heure d'été française), soit 6h–15h en heure solaire. Les mesures sont exprimées en écarts de stress thermique ΔUTCI selon la méthode de Parison et al. (Parison et al., 2023), par rapport à une référence correspondant à une cour théorique ombragée et abritée du vent : la température et l'humidité de l'air sont celles d'une station témoin en toiture, la vitesse du vent est fixée à 0,5 m/s à 1,5 m et la température moyenne radiante est assimilée à la température de l'air. Le ΔUTCI reflète ainsi un contraste spatial de stress thermique par rapport à cette référence. Cette mesure n'a pas été normalisée puisque nous ne disposons que de six points de mesure et qu'une normalisation dépend

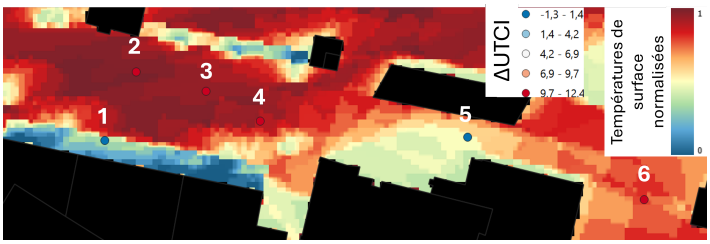
fortement des valeurs extrêmes. La normalisation des mesures ΔUTCI risquait d'introduire des biais dans la comparaison avec les champs continus des simulations IPR et ICEtool.



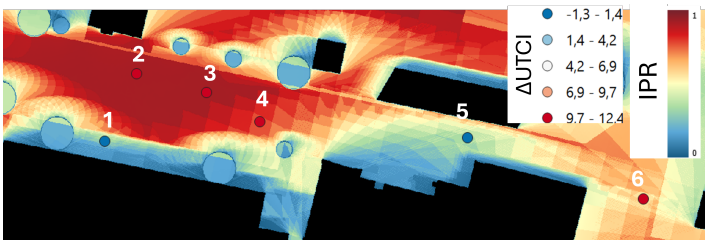
Figure 1 : En rouge, emprise du parking étudié - Aubervilliers

Les températures de surface simulées par ICEtool (température maximale par maille) sont normalisées entre 0 et 1 afin d'être comparées à l'IPR. La comparaison est menée en analysant les distributions spatiales relatives (zones chaudes et fraîches) plutôt que les valeurs absolues, les deux outils ne produisant pas les mêmes variables. La résolution spatiale étant identique (0,5 m × 0,5 m), chaque point de mesure est associé à la maille correspondante, sans interpolation.

3.2. COMPARAISON DES SIMULATIONS AUX MESURES DE TERRAINS : RÉSULTATS ET LIMITES



(a) Comparaison entre les températures de surface simulées par ICEtool (normalisées entre 0 et 1) et le stress thermique relatif ΔUTCI mesuré in situ sur le site du parking.



(b) Comparaison entre l'IPR et le stress thermique relatif ΔUTCI mesuré in situ sur le site du parking.

Figure 2 : Comparaison des simulations et calcul ICEtool et IPR pour la journée du 15 juin avec le stress thermique relatif ΔUTCI mesuré in situ sur le site du parking.

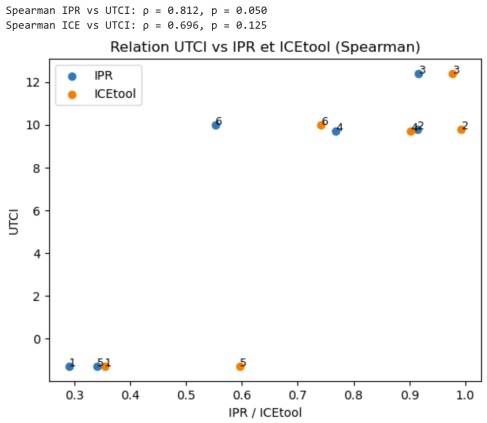


Figure 3 : Relation IPR et ICEtool vs ΔUTCI (Spearman)

L'objectif de cette comparaison n'est pas d'évaluer quantitativement la capacité des outils à reproduire les valeurs absolues du ΔUTCI mais d'analyser leur aptitude à restituer les variations spatiales et les tendances relatives du stress thermique. En effet, l'objectif de leur usage opérationnel est d'aider les acteur.ice.s de l'urbanisme à identifier rapidement et de manière fiable les zones prioritaires d'intervention.

À l'échelle des cartes, les deux outils reproduisent qualitativement bien les contrastes spatiaux observés sur le terrain (figures 2a et 2b) : les points de mesure les plus chauds se situent dans des zones simulées chaudes, et inversement pour les zones fraîches.

Afin de compléter cette analyse qualitative, une corrélation de Spearman est calculée entre les valeurs simulées et le ΔUTCI mesuré sur le terrain (Figure 3). Le faible nombre de points de mesure (n = 6) rend difficile une analyse par régression linéaire, ce qui justifie le choix d'une corrélation de Spearman. L'objectif ici est tester si les deux outils restituent correctement le classement relatif des zones selon leur niveau de stress thermique et non d'établir une relation linéaire entre grandeurs physiques comparables.

Les résultats (Figure 3) montrent une corrélation positive pour les deux outils ($\rho = 0{,}81$ pour l'IPR et $\rho = 0{,}70$ pour ICEtool). Cependant, les p-values associées ($p = 0{,}050$ pour l'IPR ; $p = 0{,}125$ pour ICEtool) ne sont pas significatives pour $\alpha = 0{,}05$, avec seulement six points de mesure. Ces résultats doivent donc être interprétés comme des tendances cohérentes avec l'analyse qualitative des cartes et non comme une validation statistique des résultats précédents. Une comparaison sur un plus grand nombre de points, issus de plusieurs sites, serait nécessaire pour conclure quantitativement sur la capacité des outils à reproduire les ΔUTCI.

Les écarts locaux que l'on peut voir en carte (points 5 et 6 figures 2a et 2b) ou sur le graphique s'expliquent en partie par des limites techniques communes aux deux outils : la résolution temporelle des cartes d'ombrage (30 min) lisse les variations rapides liées à la dynamique solaire et la discrétisation spatiale (0,5 m x 0,5 m) moyenne les hétérogénéités fines de surface, notamment aux zones de transition ombre/soleil en bordure de bâti. Des incertitudes liées aux mesures de terrain peuvent également contribuer à ces écarts.

3.3. COMPARAISON DES SIMULATIONS ENTRE ELLES : RÉSULTATS ET LIMITES

La comparaison directe entre ICEtool et l'IPR met en évidence des similitudes dans la structuration spatiale des contrastes thermiques. Les deux outils identifient globalement les mêmes

zones de fortes et faibles chaleurs, notamment les surfaces fortement exposées au rayonnement solaire ainsi que les zones ombragées ou végétalisées. Cette cohérence indique que, malgré des approches physiques différentes, les deux modèles reproduisent des patterns spatiaux comparables à l'échelle du quartier.

Des divergences apparaissent cependant à l'échelle locale et, afin de quantifier ces différences, une carte a été calculée en soustrayant le raster normalisé d'ICEtool à celui de l'IPR (IPR – ICEtool), ce qui conduit à un indicateur compris entre -1 et 1 (Figure 4). Les valeurs négatives (bleu) correspondent à des zones où ICEtool simule des conditions plus chaudes que l'IPR, tandis que les valeurs positives (rouge) indiquent l'inverse. La distribution des valeurs montre une légère dominance des valeurs négatives, suggérant une tendance d'ICEtool à estimer des conditions globalement plus chaudes. Des écarts plus marqués apparaissent localement. Dans les zones végétalisées, ICEtool tend à simuler des températures plus faibles en lien avec la prise en compte des propriétés thermiques du sol et des processus d'évapotranspiration. À l'inverse, l'IPR, centré sur les échanges radiatifs, peut indiquer un potentiel de rafraîchissement plus élevé lorsque l'exposition au rayonnement solaire reste importante. Dans les zones ombragées, les différences observées traduisent également une divergence importante : ICEtool représente une température de surface des matériaux, tandis que l'IPR décrit plus directement les conditions radiatives influençant le confort thermique.

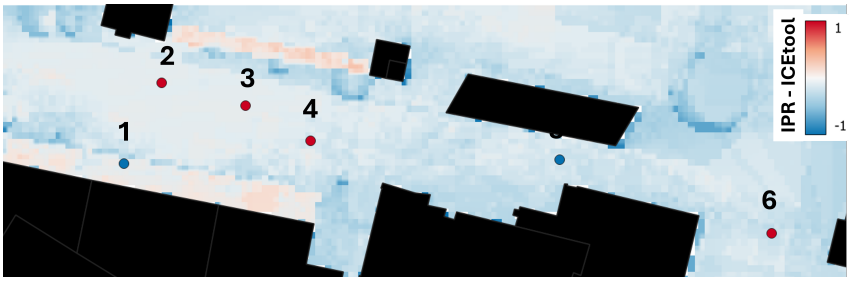


Figure 4 : Comparaison des simulations microclimatiques ICEtool et IPR (IPR - ICEtool normalisé)

Ces résultats soulignent que, malgré une cohérence globale des structures spatiales, les deux outils ne décrivent pas exactement les mêmes phénomènes. Leur utilisation doit donc être adaptée à l'objectif de l'étude : analyser des températures de surface pour ICEtool ou évaluer le confort thermique et le potentiel de rafraîchissement pour l'IPR.

4. CONCLUSION

Cette étude propose une première comparaison de deux outils simplifiés de diagnostic du climat urbain, ICEtool et IPR, appliqués à un site de référence commun. Les résultats montrent que, d'un point de vue qualitatif, les deux outils reproduisent de manière globalement cohérente les contrastes spatiaux thermiques à l'échelle du site. Des écarts ponctuels sont quand même observés et montrent les limites communes aux deux outils, notamment la résolution temporelle des cartes d'ombrage, la discrétisation spatiale et les hypothèse volontairement simplificatrices de ICEtool et IPR, ainsi que les incertitudes inhérentes aux mesures de terrain. Ces résultats constituent néanmoins un point de départ prometteur pour leur utilisation opérationnelle, ces cartes permettent en effet d'identifier rapidement les zones prioritaires d'intervention dans un contexte d'aide à la décision en urbanisme.

Ces résultats confirment par ailleurs la complémentarité des deux approches : ICEtool est davantage adapté à l'analyse des températures de surface et des propriétés thermiques des matériaux urbains, tandis que l'IPR caractérise plus directement les conditions radiatives influençant le confort thermique du piéton.

Ces premiers résultats ouvrent plusieurs perspectives d'amélioration. La méthodologie de comparaison pourrait être renforcée par une analyse quantitative renforcée, ainsi que par l'intégration d'autres outils de diagnostic tels que Score ICU. L'application de cette approche à des sites plus complexes est prévue et permettra également de tester la robustesse des conclusions de cette étude.

5. REMERCIEMENTS

Merci à Urban Cooling Solutions et à la Région Île-de-France qui, dans le cadre du programme Paris Région PhD 2025, financent la thèse dont est issu cet article.

BIBLIOGRAPHIE

Briegel, F., Pinto, J. G., and Christen, A. (2025). Is satellite land surface temperature an appropriate proxy for intra-urban variability of daytime heat stress ? *Remote Sensing of Environment*, 331 :115045.

Bruse, M. (2004). ENVI-met 3.0 : Updated Model Overview. Technical report, University of Mainz. Model documentation available at www.envi-met.com.

CEMU, LIED (2023). Brevet fr2211783, laboratoire interdisciplinaire des energies de demain, université paris cité.

Elioth (2025). Icetool : Plugin sig pour l'estimation de la température de surface. `https://gitlab.com/elioth/ice`. Consulté le 12 mars 2026.

GIEC (2023). Climate change 2023 : Synthesis report. contribution of working groups 1, 2 and 3 to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change.

Karam, G. (2023). *Approches physiques de création d'îlots de fraîcheur urbains : application à des cours d'écoles parisiennes*. Thèse de doctorat, Université Paris Cité, Paris. HAL Id : tel-04395918.

Oke, T. R. (1982). The energetic basis of the urban heat island. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 108(455) :1–24.

Parison, S., Chaumont, M., Kounkou-Arnaud, R., Long, F., Bernik, A., Da Silva, M., and Hendel, M. (2023). The effects of greening a parking lot as a heat mitigation strategy on outdoor thermal stress using fixed and mobile measurements : case-study project "tertiary forest". *Sustainable Cities and Society*, 98 :104818.

Pugnat, M., Briche, E., Hendel, M., and Musy, M. (2023). Diagnostiquer la surchauffe urbaine : notions et démarches (1/2). *Adaptaville*. [Online]. Available : `https://www.adaptaville.fr/diagnostiquer-la-surchauffe-urbaine-notions-et-demarches`.

Técher, M., Ait Haddou, H., and Aguejdad, R. (2023). Îlot de chaleur urbain et application territoriale en france : revue des méthodes de simulation numérique. *Climatologie*, 20 :6.

Urban Cooling Solutions (2023). `https://urbancoolingsolutions.eu/`. Consulté le 18 mars 2026.

World Bank (2026). Urban population (% of total population). `https://data.worldbank.org/indicator/SP.URB.TOTL.IN.ZS`. World Development Indicators. Consulté le 18 mars 2026.

Human-Centered Thermal Comfort Modeling from Virtual Pedestrian Panoramas Generated Using 2.5D Geospatial Data

Ziang CUI*[1], Auline RODLER[1], Xenia STAVROPULOS-LAFFAILLE[1], Marjorie MUSY[1]

[1] **Cerema BPE , France**
***12 boulevard Vincent Gâche, 44200 Nantes France*,**
ziang.cui@cerema.fr

RESUME. Le confort thermique urbain constitue un enjeu croissant pour la santé publique et l'adaptation climatique, alors que la plupart des modèles microclimatiques restent centrés sur l'environnement et expliquent peu l'exposition thermique des piétons. Cette étude propose une méthodologie centrée sur l'humain permettant de calculer la température moyenne radiante (MRT) à partir d'une exposition radiative directionnelle basée sur la scène visible depuis le point de vue du piéton. À partir de modèles numériques de surface et de données géospatiales 2,5D classifiées, des panoramas virtuels sont générés à hauteur du piéton, chaque pixel étant associé à un type de surface et à ses propriétés radiatives. Les flux radiatifs courtes et grandes longueurs d'ondes sont intégrés dans le calcul de la MRT et validés par des photographies in situ. Le modèle permet en sortie d'identifier les contributions par classe de surface ou par objet (arbres, façades) et d'évaluer leur rôle dans l'exposition thermique. Sa structure modulaire facilite l'exploration de scénarios de conception urbaine explicables.

MOTS-CLÉS : centré sur l'humain, température moyenne radiante (MRT), panoramas piétons virtuels

ABSTRACT. Urban thermal comfort is increasingly important for public health and climate-adaptive design, yet most microclimate models remain environment-centered and offer limited information for pedestrian heat exposure. This study proposes a human-centered framework that derives mean radiant temperature (MRT) from directionally resolved radiative exposure based on what pedestrians actually see in urban scenes. Using digital surface models and classified 2.5D geospatial data, virtual panoramas are generated at pedestrian height, with each pixel assigned a surface type and radiative properties. Directional shortwave and longwave fluxes are projected onto the human view sphere and integrated into MRT, while panoramas are validated against on-site photographs. The framework enables decomposition of radiative contributions by surface class or individual objects, such as trees or façades, revealing which elements intensify or mitigate heat exposure. Its modular design allows flexible testing of materials, geometry, and vegetation, supporting explainable thermal comfort urban design strategies.

KEYWORDS : human-centered, mean radiant temperature (MRT), virtual pedestrian panoramas.

1. INTRODUCTION

Urban overheating has become a major public-health and urban-design challenge as heatwaves intensify and urban heat island effects amplify exposure in cities. The World Health Organization identifies heat stress as a leading weather-related mortality risk (World Health Organization 2024). In outdoor thermal comfort research, mean radiant temperature (MRT) is a key variable, as it represents the net radiative exchange between the human body and its surrounding environment (Guo et al. 2019) and has been shown to be highly sensitive to urban geometry and land cover (Lindberg et al. 2016).

Most existing approaches to outdoor thermal comfort rely either on physically detailed urban microclimate models such as SOLENE-Microlimat (Musy et al. 2021) which are robust in their representation of radiative and thermal processes, but they usually require substantial computational effort or on simplified large-scale tools such as UMEP (Lindberg et al. 2018) reduce the cost of large-

scale simulations by using simplified radiative and thermal formulations. However, both types of approaches provide limited explainability of how surrounding elements contribute to pedestrian heat exposure.

To address this limitation, we adopt a human-centered framework based on panoramic sampling of the surrounding urban scene. Panoramas and fisheye projections have previously been used to estimate sky-view factor and greenery visibility, and more recently to approximate radiative exposure from street-level imagery (Fujiwara et al. 2024). However, photo-based datasets such as Google Street View restrict analyses to predefined viewpoints and create substantial storage costs. In contrast, this study generates virtual pedestrian panoramas directly from classified 2.5D geospatial data. This approach enables sampling at arbitrary locations and eye heights while remaining lightweight and scalable. Rather than producing continuous thermal fields, it reconstructs directional radiative environments from the pedestrian perspective and thus provides a more explainable basis for design-oriented thermal comfort assessment.

This paper focuses on the core algorithmic component of the framework: the generation and validation of three complementary panorama types: geometric, semantic, and solar exposure panoramas. Together, these representations describe the visible structure of the urban scene, the feature of the observed surfaces, and their sunlit or shaded condition under given time, which form the spatial basis for future radiative and thermal calculations. Section 2 presents the methodology, Section 3 the study area and validation approach, and Section 4 the results and discussion.

2. METHODOLOGY

Figure 1 presents the full human-centered thermal comfort framework, from spatial data preparation to pixel-level thermal simulation and MRT estimation. In the present paper, however, we focus only on the upstream spatial reconstruction stage, namely the Spatial Data Generator (Section 2.1) and the generation of preliminary panoramas (Section 2.2): geometric, semantic, and solar exposure panoramas. These components provide the spatial basis for the future radiative and thermal modules.

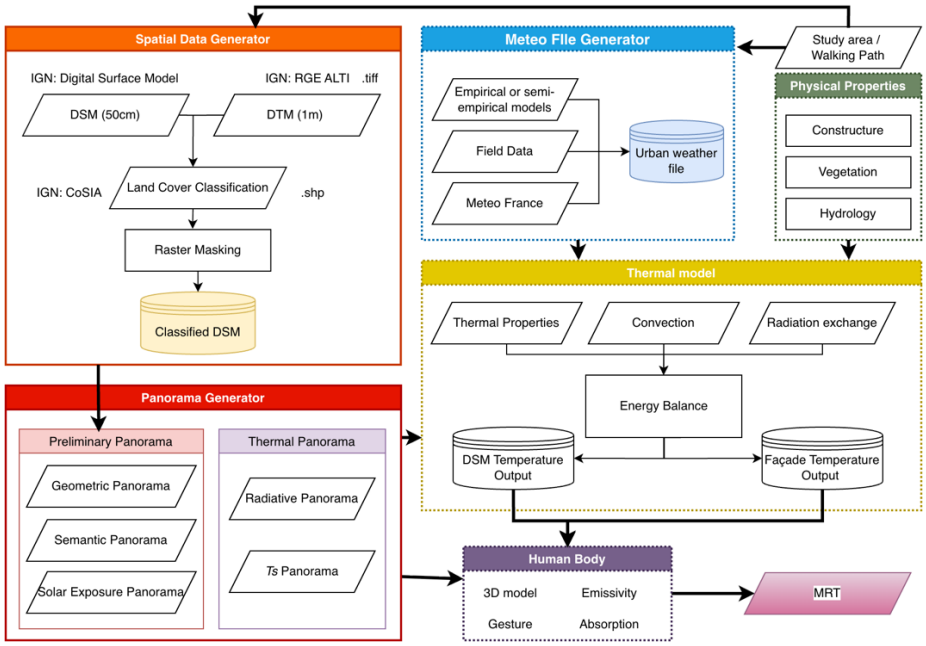


Figure 1 : Framework of the thermal comfort assessment

2.1. SPATIAL DATA GENERATOR

The Spatial Data Generator integrates three geospatial datasets: a DSM (0.5 m resolution, IGN 2024), a Digital Terrain Model (DTM, 1 m resolution, RGE ALTI® 2009), and a vector-based land cover classification (CoSIA (Couverture du Sol par IA), IGN communication 2023), all from IGN (Institut national de l'information géographique et forestière). Because CoSIA boundaries may be imprecise and do not perfectly align with raster elevation data, a direct pixel-wise classification of the DSM would introduce significant errors. To address this, CoSIA is used primarily to identify above-ground objects (e.g., buildings and vegetation), while ground-level classes are assigned elevation values from the DTM as shown in Table 1. A new classified raster DSM is then generated by combining semantic information with elevation data, ensuring consistent pixel alignment and clearly defined class boundaries.

	DSM (Surface Elevation)	DTM (Ground Elevation)
CoSIA Class	Building (1), Coniferous vegetation (8), Deciduous vegetation (9), Shrubland (10), Greenhouse (15)	Permeable area (2), Impermeable area (3), Pool (4), Bare soil (5), Water surface (6), Snow (7), Vineyard (11), Lawn (12), Cropland (13), Ploughed land (14)

Table 1 : Elevation assignment for classified surfaces based on CoSIA

2.2. PANORAMA GENERATOR

We propose a spatial data–driven framework that reconstructs pedestrian-scale hemispherical panoramas from 2.5D urban surface and land-cover data. The method produces three representations shown in Figure 2: (1) geometric panoramas separating sky and obstacles, (2) semantic panoramas encoding visible surface classes, and (3) solar exposure panoramas distinguishing sunlit and shaded areas under given solar conditions. These complementary panoramas form the basis for describing the directional radiative environment from a pedestrian perspective, while the framework can be adapted to any height of interest.

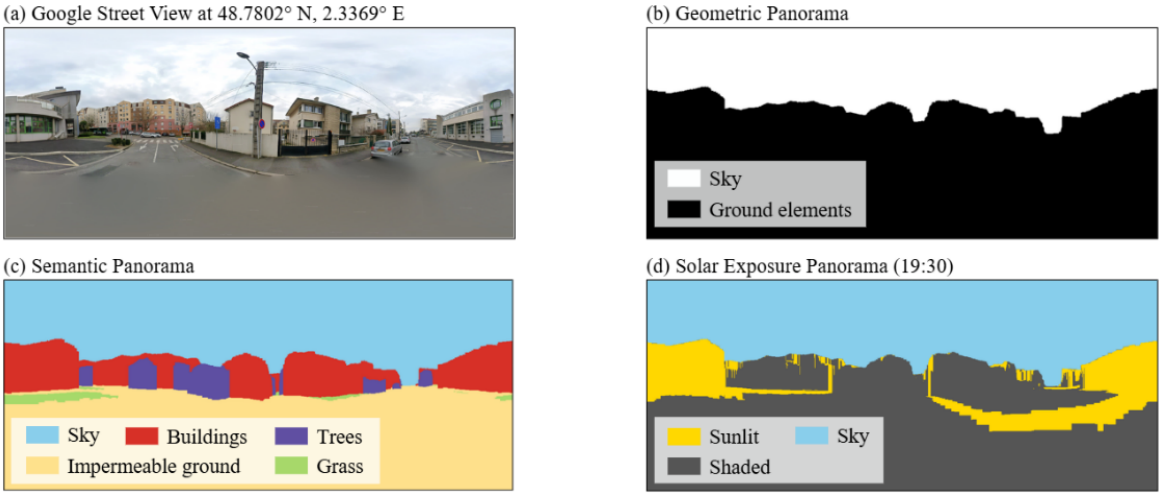


Figure 2 : Examples of virtual pedestrian panoramas with real scene

2.2.1. Ray Casting and visibility analysis

The generation of panoramas relies on a radial ray-casting strategy combined with visibility analysis. From the observer location, a set of azimuthal directions i is uniformly distributed over the horizontal plane as shown in Figure 3(a). For each direction, a ray is cast outward up to a maximum distance R, and discretized into M equally spaced sampling points which is shown in Figure 3(b).

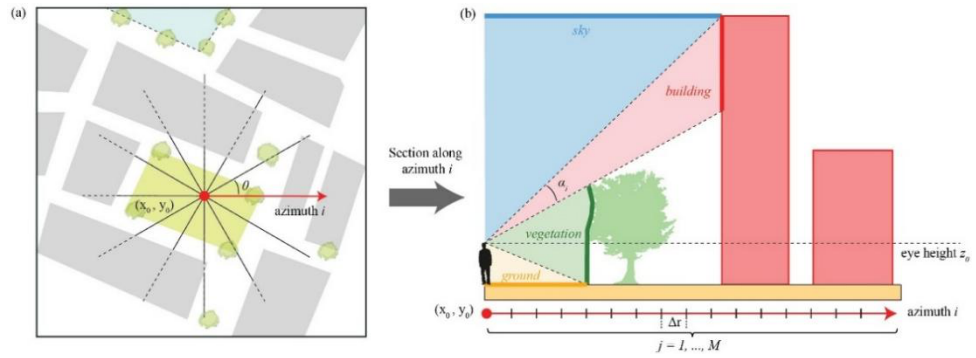


Figure 3 : (a) Top-down view of the observer's location and uniformly distributed azimuth sampling direction; (b) Vertical cross-section along azimuth.

For each sampled surface point, the elevation angle relative to the observer is computed as:

$$\alpha_{i,j} = \arctan\left(\frac{z_{i,j} - z_0}{r_j}\right) \quad (\mathbf{1})$$

where $z_{i,j}$ is the surface elevation at distance r_j, and z_0 is the observer height.

Visibility is determined by progressively tracking the maximum elevation angle along each ray. A point is considered visible only if its elevation angle exceeds all previously encountered values. This procedure defines a visibility envelope that identifies the skyline and vertical extent of visible surfaces.

2.2.2. Angular Panorama Representation

The ray-based representation is distance-parametrized, whereas pedestrian visual perception and radiative exchange are naturally expressed in angular coordinates.

A transformation is therefore required to map radial samples into the hemispherical angular domain by azimuth θ and elevation φ. A regular grid of H elevation angles define the vertical resolution of the panorama. For each angular direction (θ_i, φ_k), where $k = 1, \dots, H$, the visible surface is assigned by selecting the closest visible point along ray i whose elevation angle falls within the corresponding angular interval. This transformation converts the radial representation into a spherical panorama.

2.2.3. Geometric Panorama: Sky–Ground Separation

The geometric panorama as shown in Figure 2(b) represents the visible structure of the environment by separating sky and obstructing surfaces. It is directly derived from the visibility envelope, where all directions above the skyline correspond to sky, and those below correspond to ground elements. This binary representation enables the computation of the Sky View Factor (SVF), defined as:

$$SVF = \frac{1}{\pi}\int_0^{2\pi}\int_0^{\pi/2} V(\theta,\varphi)\, cos^2\varphi \, d\varphi \, d\theta \quad (\mathbf{2})$$

where $V(\theta, \varphi)$ is the binary visibility function.

2.2.4. Semantic Panorama

The semantic panorama as shown in Figure 2(c) extends the geometric panorama by projecting land-cover attributes onto the angular domain. Each visible direction is assigned a surface class (e.g., building, vegetation, ground) based on the classified DSM from Spatial Data Generator.

2.2.5. Solar Exposure Panorama

The solar exposure panorama differs from the geometric and semantic panoramas in that it does not assign a visible class to each direction, but a solar threshold condition. For each visible surface, the

shadow-height surface $Hsun$ defines the minimum elevation required for direct solar exposition. As a result, the visible surface is vertically subdivided into a shaded lower part and a sunlit upper part which produces a panorama that distinguishes sunlit and shaded portions under a given solar path.

3. STUDY AREA AND DATA COLLECTION

3.1. STUDY AREA

The study area is located in the city center of Nantes, France. A square domain of $1\ km \times 1\ km$ is selected for analysis, corresponding to the grid cell ID 0355-6690 (Figure 4). The area is characterized by a dense urban fabric with mixed building typologies, public open spaces, and heterogeneous land cover conditions, making it representative of typical European urban environments.

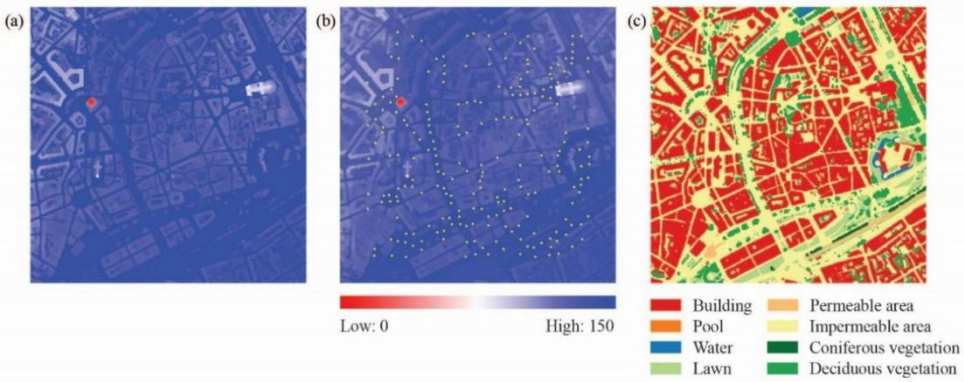


Figure 4 : (a) DSM processed by the Spatial Data Generator (with a spatial resolution of 0.5 m); (b) original DSM with 223 sampling points; (c) CoSIA land cover map

3.2. PANORAMIC IMAGE DATASET

To validate the proposed virtual panorama generation algorithm, a dataset of real-world panoramic images is collected within the study area. The images are sourced from Panoramax (IGN et al. 2022), an open digital platform that enables the sharing and reuse of ground-level photographs captured from publicly accessible spaces. Panoramax provides freely accessible georeferenced street-level imagery contributed by users. A total of 223 sampling points are selected within the 1 km × 1 km domain. For each location, Panoramax provides accurate geographic coordinates (latitude and longitude) as shown in Figure 4. However, the relative camera height above ground level is not specified in the metadata, which introduces uncertainty in reconstructing the exact viewpoint geometry.

4. RESULTS AND DISCUSSION

To validate the proposed Geometric Panorama: Sky–Ground Separation and Semantic Panorama algorithms, and to enable a quantitative metric-based comparison between real-world and virtual panoramas, a semantic segmentation workflow is applied to 223 panoramic images collected from Panoramax. The semantic segmentation is performed using the Mask2Former (Cheng et al. 2022) model trained on the Cityscapes instance segmentation dataset.

4.1. VALIDATION OF GEOMETRIC PANORAMA

The validation of the geometric panorama focuses on comparing Sky View Factor (SVF) values at selected locations. In addition to SVF computed from real panoramic imagery, SVF values are derived from DSM data using the UMEP tool (Lindberg et al. 2018). The Panoramax images were captured

using a 360° camera mounted on a bicycle helmet; therefore, in our geometric panorama model, the eye height is set to $z_0 = 1.6\,m$ to approximate the cyclist's viewpoint. For comparison with UMEP-derived SVF values, the eye height is set to $z_0 = 0.2\,m$, consistent with UMEP's ground-referenced configuration. In both approaches, vegetation is included in the SVF calculation. Figure 5(a) compares UMEP-derived SVF with SVF calculated by our model, while Figure 5(b) compares SVF derived from real photographs (after Mask2Former segmentation) with SVF calculated by our model.

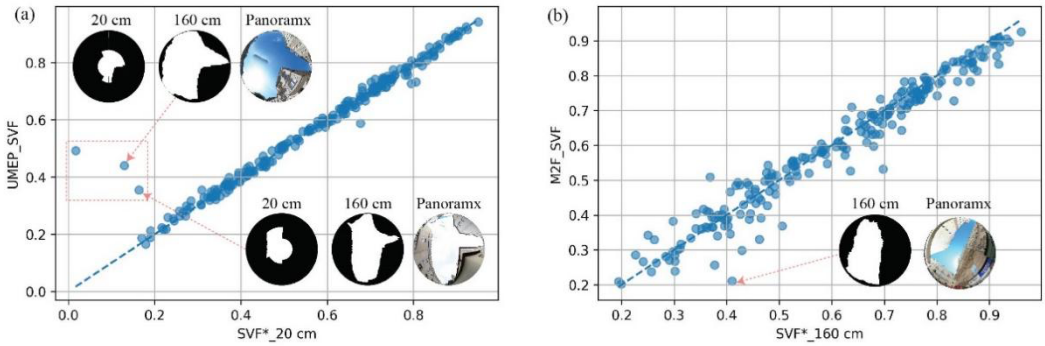


Figure 5 : (a) Comparison between UMEP-derived SVF and simulated SVF. (b) Comparison between Mask2Former-derived SVF from real images and simulated SVF**

The comparison in Figure 5(a) shows a strong agreement between UMEP-derived SVF and simulated SVF* at $z^0 = 0.2\,m$ ($R^2 = 0.9541, RMSE = 0.0431$). Similarly, Figure 5(b) indicates a high consistency between the Mask2Former-derived SVF and simulated SVF* at $z^0 = 1.6\,m$ ($R^2 = 0.9473, RMSE = 0.0425$). A few noticeable outliers can be observed in the scatter plots, as illustrated by the corresponding fisheye image examples in Figure 5. Small elevation differences between neighboring pixels can significantly influence the computed elevation. However, in Figure 5(a), both UMEP and the proposed model are derived from the same DSM dataset, so this explains the strong overall agreement despite local deviations.

4.2. VALIDATION OF SEMANTIC PANORAMA

The validation of the semantic panorama compares the building area ratio between real segmented panoramas and simulated panoramas derived from CoSIA land-cover and DSM data. Among the 223 samples, 44 images are captured using an LG-R105 device and the remainder with a GoPro Max. As GoPro Max images show horizon misalignment (Figure 6(a)), while LG-R105 panoramas behave better (Figure 6(b)), only the LG-R105 data are used for quantitative comparison.

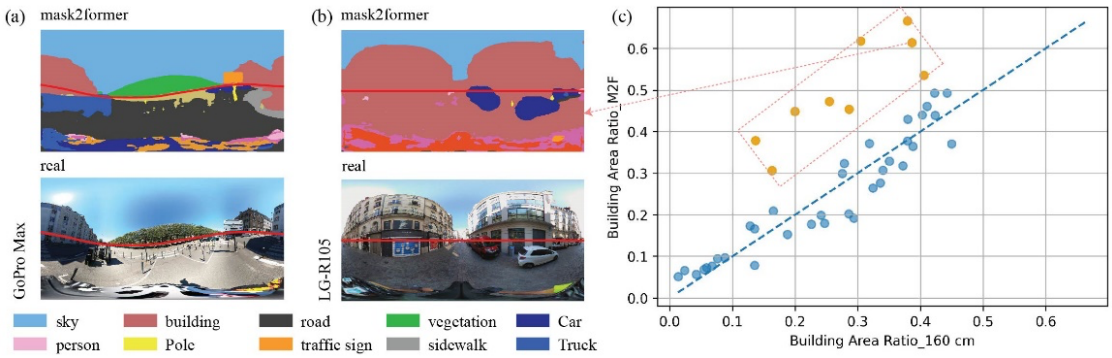


Figure 6 : validation of the semantic panorama (a) with a GoPro Max (b) with a 360° camera LG-R105 device (c) simulated building area ratios

As shown in Figure 6(c), the simulated building area ratios at an eye height of 1.6 m agree well with those derived from Mask2Former segmentation. The main deviations (Figure 6(c), yellow points) are attributed to segmentation errors, particularly cases where ground surfaces are misclassified as buildings. Overall, the results demonstrate satisfactory consistency between the simulated and image-based semantic panoramas.

4.3. VALIDATION OF SOLAR EXPOSURE PANORAMA

Currently, no benchmark dataset is available for direct validation of the pixel-level sunlit–shaded classification in hemispherical panoramas. Therefore, validation is performed through qualitative temporal consistency analysis.

At a representative location (47.2183° N, 1.5513° W), upward fisheye panoramas are generated on July 23rd 2018 from 10:00 to 15:00 at 1-hour intervals. The simulated sun–shade patterns evolve consistently with expected solar movement. A Panoramax image captured at the same site on July 23rd 2018 at 10:06:02 GMT is provided for visual reference (Figure 7). Future work will include fixed-point time-lapse photography under clear-sky conditions to enable quantitative validation.

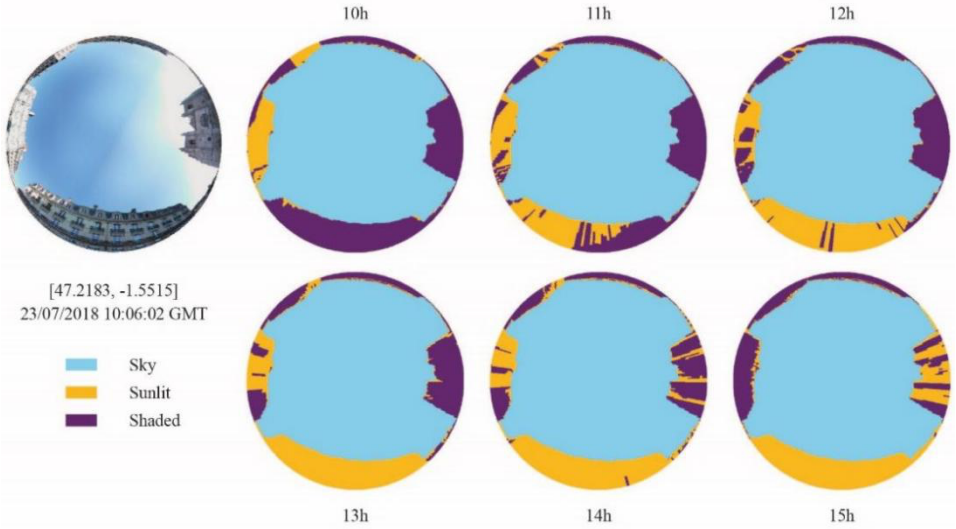


Figure 7 : Hourly sun-shade evolution

5. CONCLUSIONS

The current work focuses on the core spatial reconstruction and validation components of the overall modelling framework. The proposed panorama generator is not an isolated geometric tool, but a fundamental module designed to support pedestrian-scale thermal comfort assessment. By reconstructing directional radiative environments from spatial data, it provides the geometric and semantic basis required for physically consistent heat-exchange modeling. Validation against real panoramic imagery demonstrates good agreement in sky and building visibility metrics, supporting the reliability of the geometric–semantic coupling strategy. The framework provides a lightweight and scalable alternative to photo-based datasets, allowing systematic sampling at arbitrary locations and eye heights. In addition, this study introduces a solar exposure panorama algorithm that explicitly distinguishes sunlit and shaded surfaces under given solar conditions.

Future development will extend the framework toward pixel-level thermal simulation by coupling each panoramic pixel with thermophysical properties and a one-dimensional heat conduction and

surface energy balance model. This extension will enable a transient surface temperature estimation and a direct computation of radiative fluxes and mean radiant temperature (MRT), thereby completing the link between spatial reconstruction and human-centered thermal comfort evaluation. Beyond its thermal applications, the panorama representation also enables finer environmental categorization and scenario-based exploration of urban design strategies. This flexibility makes the framework suitable not only for current-condition assessment but also for forward-looking planning and anticipatory evaluation of urban heat mitigation measures.

The proposed framework also opens several avenues for further development. While 2.5D DSM data provide an efficient basis for reconstructing pedestrian-scale panoramas, future integration of volumetric data such as LiDAR could further enrich the representation of complex urban elements, particularly vegetation canopies and under-tree viewpoints. In addition, refining the coupling between geometric and semantic datasets would help further improve semantic reconstruction and radiative accuracy. These extensions would enhance the applicability of the framework to more complex urban environments.

6. ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the ANR PERMEPOLIS project grant ANR-23-CE22-0015

7. REFERENCES

World Health Organization. 2024. Heat and health. Fact sheet, World Health Organization. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/climate-change-heat-and-health.

Hongshan Guo et al., “On The Understanding of the Mean Radiant Temperature Within Both the Indoor and Outdoor Environment, a Critical Review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 117 (October 22, 2019): 109207, https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.06.014.

Fredrik Lindberg et al., “Influence of Ground Surface Characteristics on the Mean Radiant Temperature in Urban Areas,” *International Journal of Biometeorology* 60, no. 9 , 2016: 1439–52.

Marjorie Musy et al., “The SOLENE-Microclimat Model: Potentiality for Comfort and Energy Studies,” in *Urban Microclimate Modelling for Comfort and Energy Studies*, 2021, 265–91.

Fredrik Lindberg et al. "Urban Multi-scale Environmental Predictor (UMEP): An integrated tool for city-based climate services." *Environmental modelling & software* 99 (2018): 70-87.

Fujiwara Kunihiko et al. "A panorama-based technique to estimate sky view factor and solar irradiance considering transmittance of tree canopies." *Building and Environment* 266 (2024): 112071.

Modèles Numériques de Surfaces correlés, 2024. https://geoservices.ign.fr/modeles-numeriques-de-surfaces-correles

RGE ALTI® | Géoservices - IGN, 2009. https://geoservices.ign.fr/rgealti

IGNcommunication. 2023. Découvrez CoSIA, la Couverture du Sol par Intelligence Artificielle. https://www.youtube.com/watch?v=kDFb8cTWa1s

IGN et OpenStreetMap France, Panoramax, 2022. https://geoservices.ign.fr/actualites/2024-03-28-panoramax

Cheng, Bowen, et al., 2022. "Masked-attention mask transformer for universal image segmentation." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition.

Demand side management using buildings' thermal dynamics in a MILP based framework for residential heat pump operation at district level

Mainak Dan[1,*], Camille Caby[2], Benoit Delinchant[1], Sacha Hodencq[1], Bruno Sareni[2], Xavier Roboam[2]

[1]Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France
[2]Université de Toulouse, Toulouse INP, CNRS, LAPLACE, Toulouse, France
[*]mainak.dan@grenoble-inp.fr

ABSTRACT. *The increasing deployment of electric heating in residential buildings offers demand-side flexibility while raising concerns about peak electricity consumption and CO_2 emissions. This work presents a methodology for optimal scheduling of building heat pumps at the district level that integrates occupant comfort objectives, and grid limitations. Unlike traditional studies using predetermined operational strategies, optimal schedules are computed via automatically generated mixed-integer linear programming (MILP) models. A central element is OMEGAlpes, an open-source tool enabling rapid, modular construction of MILP-ready energy generation and consumption units. To balance accuracy and tractability in building thermal dynamics, OMEGAlpes is coupled with a reduced-order RC network thermal model compliant with SIA 2044 and adapted from the City Energy Analyst. In addition, OMEGAlpes integrates internal heat gains and temperature setpoints derived from the CREST model, leveraging occupant behavior and appliance usage data to improve the accuracy of building thermal load estimations needed to maintain comfort conditions. The formulation enforces constraints on total electrical energy and maximum grid power while maintaining indoor temperatures within comfort bounds. Two control strategies, decentralized and coordinated, are compared for 15 residential buildings in Grenoble, each equipped with a single central heat pump that provides collective heating to all dwellings in the building. The assessment is conducted over a representative winter month with a 10-minute time resolution. Results show that both strategies maintain thermal comfort, and in addition, the coordinated strategy achieves peak demand reductions of 31-32%, managing grid constraints.*

ABSTRACT. *Le déploiement du chauffage électrique dans le secteur résidentiel permet une gestion plus flexible de la demande, mais soulève également quelques préoccupations liées notamment aux pointes de consommation électrique et aux émissions de CO_2. Cet article propose une méthodologie de pilotage optimal des pompes à chaleur à l'échelle d'un quartier, intégrant les objectifs de confort des occupants et les contraintes du réseau. Contrairement aux approches classiques reposant sur des stratégies de pilotage prédéfinies, les planifications optimales sont déterminées à partir de modèles de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP) générés automatiquement. Un élément central est OMEGAlpes, un outil open source permettant la construction rapide et modulaire d'unités de production et de consommation d'énergie directement intégrables dans une formulation MILP. Afin de concilier précision et tractabilité dans la modélisation thermique des bâtiments, OMEGAlpes est couplé à un modèle thermique réduit de type réseau RC, conforme à la norme SIA 2044 et adapté du City Energy Analyst. Les apports thermiques et les consignes de température sont issus du modèle CREST, qui exploite des données sur le comportement des occupants et l'usage des équipements afin d'améliorer la précision de l'estimation des charges thermiques nécessaires au maintien du confort. Le modèle intègre des contraintes sur la consommation électrique totale et la puissance maximale souscrite, tout en respectant les contraintes de confort thermique. Deux stratégies de pilotage, décentralisée et coordonnée, sont évaluées sur un ensemble de 15 bâtiments résidentiels à Grenoble, chacun équipé d'une pompe à chaleur centrale assurant le chauffage collectif. L'analyse est conduite sur un mois hivernal représentatif avec une résolution temporelle de 10 minutes. Les résultats montrent que les deux stratégies assurent le maintien du confort thermique, tandis que la stratégie coordonnée permet une réduction des pointes de puissance de 31 à 32 %, contribuant ainsi à une meilleure gestion des contraintes du réseau.*

KEYWORDS. *Building thermal dynamics, demand-side management, heat pump optimal control*

1. INTRODUCTION

According to the International Energy Agency (IEA, 2023), building operations account for approximately 30% of global final energy consumption and 26% of global energy-related CO_2 emissions, including direct on-site emissions and indirect emissions from electricity and heat production. Heating in space and water alone represents nearly half of total building energy use, and around 40% of households worldwide require heating in space, particularly in colder climates. Heat pumps (HPs), powered by low-emission electricity, already supply about 10% of global space heating demand and are rapidly expanding under supportive policies in Europe as a key decarbonization strategy (IEA, 2023). However, increasing heat pump penetration can significantly alter residential load profiles, leading to higher peak electricity demand during cold periods, potential grid congestion, and increased system stress (Damianakis et al., 2025). Leveraging the thermal flexibility of buildings by exploiting the heat-storing capability of the building envelope enables demand-side management (DSM) (Akhila et al., 2025) that supports both environmental objectives and power-system reliability.

Assessing impacts of HPs on distribution networks and optimizing their operation for DSM requires frameworks that jointly capture building thermal dynamics, occupant comfort, economic objectives, and grid constraints. Heat load forecasting methods are broadly classified into data-driven and physical approaches. Data-driven models rely on large historical datasets and machine learning techniques, typically requiring extensive high-resolution measurements to ensure predictive reliability (Chen et al., 2025). In contrast, physical modeling spans detailed multi-zone finite-volume simulations to reduced-order lumped-parameter Resistance-Capacitance (RC) networks. While accurate thermal representation is essential for district-scale optimization and DSM assessment, high-fidelity Urban Building Energy Modeling (UBEM) tools such as CitySim, CEA, TEASER, and CityBES (Zhou et al., 2025) entail substantial data and computational costs, often limiting their applicability in large-scale MILP-based planning and operational optimization (Pajot et al., 2019b).

Bottom-up approaches are more suitable for state-space thermal models that require high-resolution demand profiles capturing stochastic patterns driven by occupancy and appliance use, while top-down approaches rely on aggregated data. The CREST framework creates high-resolution electricity demand profiles based on real-world usage patterns (McKenna et al., 2020), and it has been adapted through the RichardsonFR implementation to better represent French households (J. Ledréau, 2024). A practical co-simulation strategy integrates RC-based thermal dynamics with RichardsonFR-derived occupancy patterns by translating behavioral outputs into time-varying internal heat gains and comfort set-points, thereby preserving physical consistency, capturing behavioral variability, and maintaining computational tractability for MILP-based DSM and HP operational optimization.

The primary objective of this investigation is to optimize HP schedules to minimize electricity use while maintaining comfort and grid constraints. In DSM, flexibility is achieved via load shifting or heating modulation, with concepts such as “Building as Battery” that use thermal mass for storage (Li et al., 2021). To assess district-level flexibility, scalable tools with dynamic thermal modeling and MILP optimization are needed. This work uses a reduced-order RC model in OMEGAlpes (Pajot et al., 2019a), an open-source platform for large-scale MILP model generation and simulation for energy systems, based on CEA’s framework and the Swiss SIA 2044 standard. Two operational paradigms are considered :

1. **Decentralized operation :** each building minimizes its own energy use subject to local

comfort constraints.

2. **Coordinated operation :** a centralized optimization minimizes aggregate energy use while enforcing system-level grid constraints on total energy and peak demand.

The paper is organized as follows. Section 2 presents the adopted thermal model of residential buildings and its integration with the RichardsonFR model. Section 3 describes the case study and includes dataset description of the Cambridge district in Grenoble. Finally, Section 4 analyzes the simulation outcome and section 5 concludes the paper with potential directions for future work.

2. THERMAL LOAD FORECASTING OF BUILDINGS

This section presents the adopted framework, which integrates a reduced-order RC network with the RichardsonFR model for high-resolution, occupancy-based demand profiles from dwellings to district scale (ref. Fig. 1). This reduced-order model is fully linear, data-efficient, representative of typical French buildings, and readily compatible with MILP formulations.

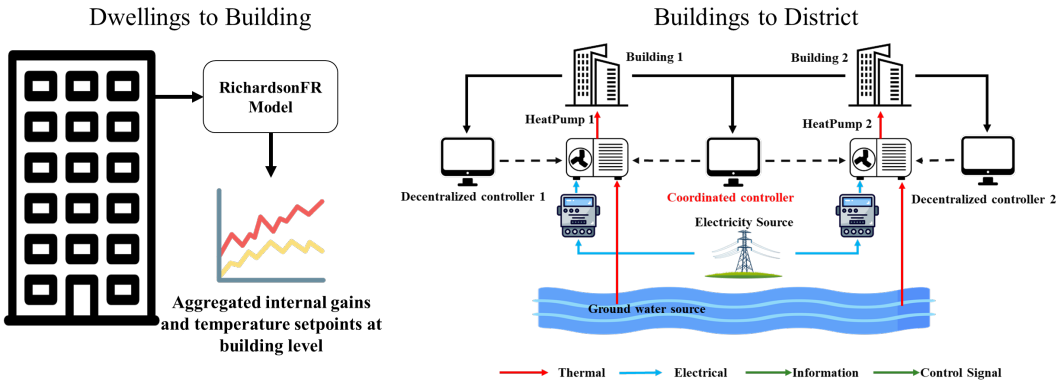


Figure 1 : Occupancy model aggregation at building level (left) and district heating control of buildings at district level (right)

2.1. Occupancy and Internal Gain Model

The RichardsonFR modelling framework, described in detail in its latest high-resolution stochastic formulation (McKenna and Thomson, 2016), generates for each dwelling occupancy, appliance load, lighting load, and internal gains profiles. The occupancy profile, which forms the core of the model, defines every 10 minutes the number of occupants present and active. It is generated using time-dependent Markov transition matrices. Each dwelling is stochastically assigned a set of appliances, characterised by several parameters, including rated power, average duration of use, and standby power. Appliance load profiles are generated using Markov chains conditioned on the occupancy profile ; a similar approach is applied to lighting. This yields the electrical load profile excluding space heating for each dwelling. Because RichardsonFR accounts only for appliance-related internal gains, additional gains from occupancy and lighting are included according to (Liang et al., 2022).

2.2. Thermal Dynamic Model

At the district scale, detailed building data is often incomplete. Therefore, to ensure consistency and scalability, SingleFamilyDwelling archetypes were adopted according to the IWU

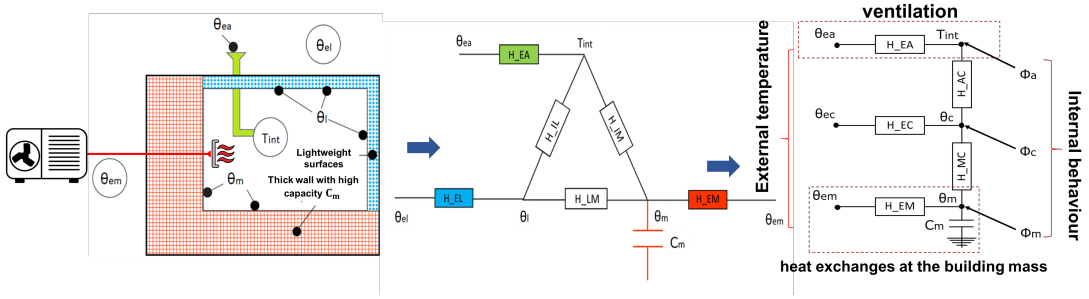


Figure 2 : Low-level RC network thermal model at building level.

(Institut für Werkzeugmaschinen und Umformtechnik) topology from the EPISCOPE project (TABULA and EPISCOPE Projects, 2019). Buildings were grouped into representative categories based on construction year, structural type, and regulatory period, and standardized thermal properties were assigned using statistical databases. Archetype was generated using TEASER (Remmen et al., 2018), which creates a reduced-order RC model from limited input data by supplementing missing parameters with embedded datasets and exporting Modelica-compatible models. To simulate building thermal behavior, the OMEGAlpes model uses a linear 5R1C network linking outdoor conditions to internal dynamics via a six-node system with five aggregated heat transfer coefficients as illustrated in Fig. 2. Ventilation heat exchange between indoor air (T_{int}) and supply air (θ_{ea}) is represented by H_{EA}. Heat exchanges within the building mass involve internal surface temperature θ_m and external surface temperature θ_{em}. Transmission losses occur through both the building mass and light surfaces such as windows, represented by the combined node temperature θ_c. Internal heat gains from solar radiation, occupants, appliances, and lighting are distributed among the indoor air, central, and mass nodes ($T_{\text{int}}, \theta_c, \theta_m$) as Φ_a, Φ_c, and Φ_m, respectively, following coefficients from the Swiss norm SIA 2044 (Fonseca et al., 2016). The coefficients H_{EC} and H_{EM} connect the intermediate and mass nodes to the exterior, while H_{AC} and H_{MC} link the indoor air and mass nodes to the central node. The full state-space formulation of the temperature dynamics is detailed in (Pajot et al., 2019a).

3. CASE STUDY ON OPTIMAL HEAT PUMP OPERATION WITH OMEGALPES

3.1. Extracting Internal Gains and Temperature Setpoints from RichardsonFR Model

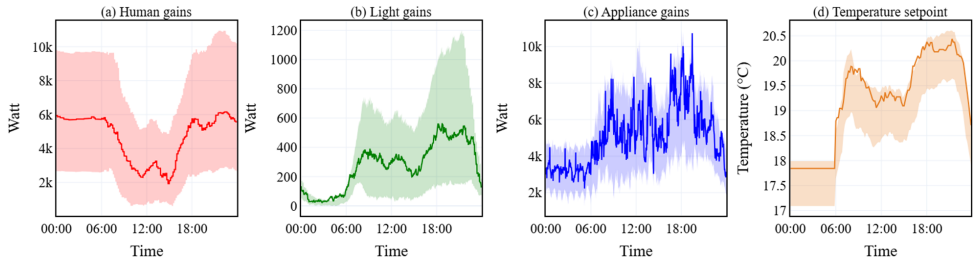


Figure 3 : Standard deviation of internal gains and temperature setpoints on a typical day across Cambridge district (RichardsonFR model) ; the solid line indicates a representative building.

The RichardsonFR relies on the Demod library (EPFL-Herus team, 2026), a Python implementation enabling multi-day simulations while ensuring inter-day consistency. Since RichardsonFR simulates individual dwellings, each residential building is decomposed into dwellings

Table 1 : Parameters statistics of the buildings

Parameter	Mean	Std dev	Min	Max
Footprint / Roof area (m^2)	2764	1668	225	8413
Windows area (m^2)	623	344	58	1683
External walls area (m^2)	1876	993	221	4670
U basement ($W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$)	0.76	0	0.76	0.76
U roof ($W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$)	0.17	0.025	0.15	0.20
U windows ($W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$)	1.61	0.31	1.19	1.89
U external walls ($W{\cdot}m^{-2}{\cdot}K^{-1}$)	0.43	0.18	0.25	0.99
Number of floors	11	3.01	3	16

defined by a floor area (Gouvernement français, 2023) and a number of occupants (INSEE, 2023). Occupancy information for each apartment is processed by the RichardsonFR model to derive internal heat gains and dynamic temperature set points, which in turn define the comfort criteria. A temperature setpoint under active occupancy condition is randomly assigned to each dwelling by sampling from a distribution, calibrated using survey data on heating practices in French households, that is close to a normal distribution. In cases of absence or inactivity, or between midnight and 5 a.m., it is reduced by 3°C in accordance with government recommendations (Ministère de la Transition écologique, 2025). Since heat pump control is implemented at the building scale, dwelling-level profiles are aggregated : internal gains are summed, while the temperature setpoint is computed as a floor-area weighted average. Fig. 3 shows standard deviation of the internal gains and temperature setpoints on a typical day, considering all the buildings in the Cambridge district. The solid line represents the internal gains and temperature setpoints of building named “Zenae” from that very day.

3.2. Developing a Building Stock Model from Existing Datasets

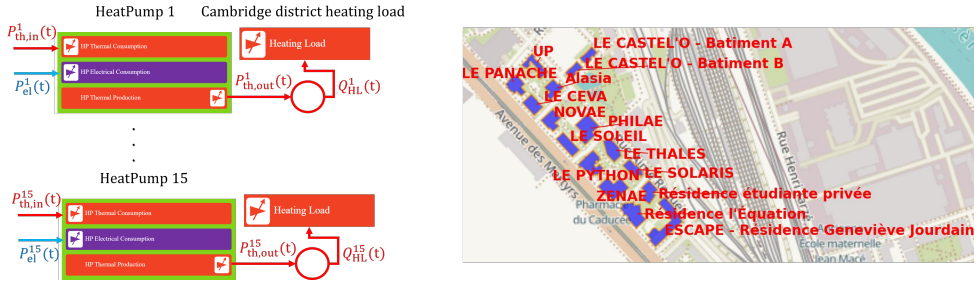


Figure 4 : (left) OMEGAlpes model (15 buildings and 15 heat pumps) ; (right) Open Street Map of Cambridge District (selected buildings in blue, with their names in red).

The Cambridge residential district comprises 15 externally insulated buildings with an average height of 11 floors. A simplified schematic of the district is presented in Fig. 4. The dataset used to build the OMEGAlpes building models is generated from TEASER models and contains detailed information for each building, including occupancy patterns, floor areas, number of floors, and building archetype parameters as depicted in Tab. 1. The dataset also includes building geometric and thermal properties, such as footprint and roof areas, window areas, external wall areas, U-values for basement, roof, windows, and walls. Radiative properties are assumed constant across buildings, with emissivity values of 0.90 for walls, 0.94 for roofs, and 0.89 for windows, and absorptivity values of 0.50 for walls and 0.60 for roofs. Windows transmissivity is set to 1.00.

3.3. Heat Pump (HP) Operational Control

The system integrates three main components : (i) a HP model, (ii) buildings' dynamic heat loads derived from the OMEGAlpes thermal model, and (iii) grid operational constraints. The HP operation is governed by the thermodynamic balance between thermal energy extraction, electrical power input, and delivered heating power.

Table 2 : Control problem formulations for decentralized and coordinated operation

Decentralized control (Building i)	**Coordinated control**
Decision variables : $P^i_{\text{el}}(t),\ \forall i \in N,\ \forall t \in T$	**Decision variables :** $P^i_{\text{el}}(t),\ \forall i \in N\ \forall t \in T$
Objective : $\sum_{i \in N} \min_{P^i_{\text{el}}(t)} \sum_{t \in T} P^i_{\text{el}}(t)$	**Objective :** $\min_{P^i_{\text{el}}(t)} \sum_{i \in N} \sum_{t \in T} P^i_{\text{el}}(t)$
Subject to :	**Subject to :**
comfort constraint :	comfort constraint :
$T^i_{\text{op}}(t) \in [T^i_{\text{set}}(t) - T_{\text{mar}}, T^i_{\text{set}}(t) + T_{\text{mar}}],\ \forall i, \forall t$	$T^i_{\text{op}}(t) \in [T^i_{\text{set}}(t) - T_{\text{mar}}, T^i_{\text{set}}(t) + T_{\text{mar}}],\ \forall i, \forall t$
thermal load balancing $P^i_{\text{th,out}}(t) = Q^i_{\text{HL}}(t)$	thermal load balancing $P^i_{\text{th,out}}(t) = Q^i_{\text{HL}}(t)$
building thermal load (OMEGAlpes) :	building thermal load (OMEGAlpes) :
$Q^i_{\text{HL}}(t) = f(T^i_{\text{op}}(t), T^i_{\text{set}}(t))$	$Q^i_{\text{HL}}(t) = f(T^i_{\text{op}}(t), T^i_{\text{set}}(t))$
	electrical network constraint :
	$\sum_{i \in N} P^i_{\text{el}}(t) \leq P_{\max}, \quad \forall t \in T$

Let N denote the set of buildings indexed by i, and T the set of discrete time steps indexed by t. The decision variable $P^i_{\text{el}}(t)$ represents the electrical power consumption by HP in building i used to generate thermal output $P^i_{\text{th,out}}$ in accordance with the heating demand Q^i_{HL} at time t. The variable $T^i_{\text{op}}(t)$ denotes the operating indoor air temperature of building i ($T^i_{\text{int}}(t)$), while T^i_{set} is the corresponding minimum comfort setpoint temperature defined from the RichardsonFR model. The parameter T_{mar} denotes the allowable deviation from the setpoints while maintaining occupant comfort. The parameter $P_{\text{max,grid}}$ denotes the maximum allowable aggregated electrical power drawn from the grid, which defines grid constraints for the coordinated control. The function $f(\cdot)$ represents the building thermal dynamics derived from the OMEGAlpes thermal model. Tab 2 summarizes both the decentralized and coordinated control problem.

4. ANALYSIS OF DEMAND SIDE MANAGEMENT AND FLEXIBILITY

The resulting MILP formulations comprise 1601k variables and 1933k constraints for the decentralized case, and 1695k variables and 2040k constraints for the coordinated case. Simulations were conducted on an Intel Core i7 2.7 GHz CPU. Model generation requires between 90 and 116 seconds, and optimization is carried out using Gurobi with a 0.005 optimality gap, leading to solution times of approximately 86.7 seconds and 270.3 seconds for the decentralized and coordinated control, respectively. The parameter T_{mar} is set to 1°C.

Figure 5(a)–(b) presents the HP scheduling results for a representative building over three selected days. In both strategies, maintaining indoor thermal comfort is the primary requirement. However, under coordinated control the operation changes due to system-level constraints. The controller exploits the building's thermal storage by introducing a preheating phase before high-demand periods, allowing HP operation to be reduced later without compromising comfort. Moreover, HP operation is largely suspended during noon and afternoon hours when internal gains and solar irradiance are high, and resumes in the evening as solar gains decrease. In short, coordinated control achieves peak curtailment (not just shifting), reducing both peak amplitude and timing stress. Figure 5(b) shows that the operative temperature remains within the allowable

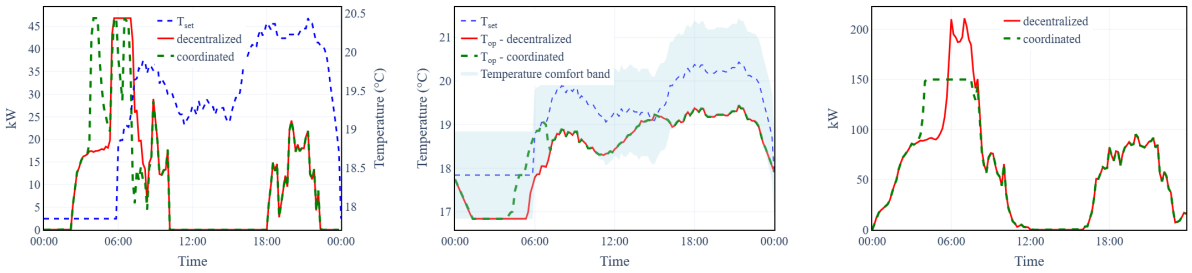


Figure 5 : (a) HP thermal production planning *w.r.t* temperature setpoints in the representative building, (b) Temperature setpoint tracking in the same building, (c) Aggregated electrical consumption of the district.

comfort margin rather than strictly following the setpoint, reflecting a trade-off between energy consumption and occupant comfort.

This behavior is further illustrated in Figure 5(c), which presents the collective electricity consumption of the entire district. Compared with the decentralized case, the coordinated strategy leads to a shift and curtailment of peak demand rather than a simple temporal load shift. Consequently, coordinated control improves the overall demand profile of the cluster and enhances operational flexibility. Over the course of the month, the coordinated strategy reduces the peak-to-average power ratio by 32% and lowers the maximum aggregated peak demand by 31% across all buildings.

5. CONCLUSION

This work presents a scalable MILP-based co-simulation framework that integrates reduced-order RC building thermal dynamics with RichardsonFR-derived occupant behavior to optimize HP operation. The results demonstrate that coordinated control for district heating can substantially improve distribution-level load management, reducing the peak-to-average power ratio by 32% and the maximum aggregated peak demand by 31% over a month while ensuring occupant comfort. Building on this foundation, future research will incorporate dedicated thermal and battery storage systems to further enhance operational flexibility and peak-shaving potential at the district level. Moreover, the flexibility of shiftable assets will be leveraged to dynamically represent internal heat gains driven by RichardsonFR behavioral patterns, thereby enabling a closer coupling between occupant variability and thermal response. Finally, given the stochastic nature of occupancy and appliance usage, a scenario-based stochastic optimization framework will be developed to explicitly capture uncertainty in heat pump scheduling and forecasting models, thereby improving operational robustness and reinforcing the framework's applicability to large-scale, flexibility-oriented electrified heating networks.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work received government funding managed by the National Research Agency under France 2030, reference number ANR-22-PETA-0002, and has also been funded by the European Union's Horizon Europe Programme (2021–2027) under the Framework Programme for Research and Innovation through the project FlexRICAN (Grant Agreement No 101131516).

REFERENCES

Akhila, K., Pillai, A. S., Al-Shahri, A., et al. (2025). Towards resilient energy infrastructures : A comprehensive review on the role of demand response in smart grids. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 74 :104170.

Chen, G., Lu, S., Zhou, S., Tian, Z., Kim, M. K., Liu, J., and Liu, X. (2025). A systematic review of building energy consumption prediction : From perspectives of load classification, data-driven frameworks, and future directions. *Applied Sciences*, 15(6) :3086.

Damianakis, N., Mouli, G. R. C., and Bauer, P. (2025). Grid impact of photovoltaics, electric vehicles and heat pumps on distribution grids—an overview. *Applied Energy*, 380 :125000.

EPFL-Herus team (2026). Demod documentation. `https://github.com/epfl-herus/demod/blob/main/docs/source/index.rst`.

Fonseca, J. A., Nguyen, T.-A., Schlueter, A., and Marechal, F. (2016). City energy analyst (cea) : Integrated framework for analysis and optimization of building energy systems in neighborhoods and city districts. *Energy and Buildings*, 113 :202–226.

Gouvernement français (2023). Dispositif pinel : réduction d'impôt en faveur de l'investissement locatif. `https://www.service-public.gouv.fr/particuliers/vosdroits/F31151`.

IEA (2023). Tracking clean energy progress 2023. Analysis report, IEA. Licence :CC BY 4.0.

INSEE (2023). Densité de population des communes. `https://www.insee.fr/fr/statistiques/2381486`.

J. Ledréau (2024). Richardsonfr : Implementation of the crest-based residential load and thermal modelling framework. `https://gitlab.univ-lr.fr/jledreau/richardsonfr`.

Li, H., Wang, Z., Hong, T., and Piette, M. A. (2021). Energy flexibility of residential buildings : A systematic review of characterization and quantification methods and applications. *Advances in Applied Energy*, 3 :100054.

Liang, R., Ding, W., Zandi, Y., Rahimi, A., Pourkhorshidi, S., and Khadimallah, M. A. (2022). Buildings' internal heat gains prediction using artificial intelligence methods.

McKenna, E. and Thomson, M. (2016). High-resolution stochastic integrated thermal–electrical domestic demand model. *Applied Energy*, 165 :445–461.

McKenna, E., Thomson, M., and Barton, J. (2020). Crest demand model v2.0. `https://repository.lboro.ac.uk/articles/dataset/CREST_Demand_Model_v2_0/2001129`.

Ministère de la Transition écologique (2025). Politiques publiques – chauffage des bâtiments.

Pajot, C., Artiges, N., Delinchant, B., and Maréchal, Y. (2019a). Building reduced model for milp optimization : Application to demand response of residential buildings. In *Building Simulation Conference 2019*.

Pajot, C., Artiges, N., Delinchant, B., Rouchier, S., Wurtz, F., and Maréchal, Y. (2019b). An approach to study district thermal flexibility using generative modeling from existing data. *Energies*, 12(19) :3632.

Remmen, P., Lauster, M., Mans, M., Fuchs, M., Osterhage, T., and Müller, D. (2018). Teaser : an open tool for urban energy modelling of building stocks. *Journal of Building Performance Simulation*, 11(1) :84–98.

TABULA and EPISCOPE Projects (2019). Joint website of the tabula and episcope projects. `http://episcope.eu/welcome/`. Accessed : 30 July 2019.

Zhou, J., Li, J., Xie, J., Dong, X., Wang, K., Jing, R., Tang, R., and Wang, M. (2025). State-of-the-art review of urban building energy modelling on supporting sustainable development goals. *Applied Energy*, 402 :126924.

Modélisation de l'occupation de bâtiments par modèles stochastiques pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes

Maxime Doya[1], Emmanuel Bozonnet*[1], Boris Brangeon[2], Rodolphe Le Riche[3], Kevin Taurines[3]

[1] LaSIE – UMR CNRS 7356, Avenue Michel Crépeau 17042 LA ROCHELLE Cedex
***emmanuel.bozonnet@univ-lr.fr**
[2] Tipee, 8 rue Isabelle Autissier 17140 LAGORD,
[3] LIMOS – CNRS, Mines Saint-Etienne et Université Clermont Auvergne

RESUME. Cet article présente une optimisation multiobjectif sous incertitudes appliquée à la rénovation énergétique des bâtiments. La méthode couple un modèle stochastique du comportement des occupants à EnergyPlus afin d'évaluer la robustesse des solutions face aux incertitudes d'occupation. L'analyse statistique des fronts de Pareto est enrichie d'autres indicateurs d'optimalité pour prendre en compte les incertitudes. La stabilité du classement des solutions selon le nombre de tirages aléatoires est étudiée sur une maison individuelle. Les solutions dominantes sont obtenues dès une dizaine de tirages, validant une approche dont les temps de calcul restent raisonnables.

MOTS-CLÉS : Rénovation énergétique, Optimisation multi-objectifs, Incertitudes, Modèle stochastique occupants

ABSTRACT. This paper presents a multi-objective optimization approach under uncertainty applied to residential building renovation. A stochastic occupant behavior model is coupled with EnergyPlus to assess the robustness of renovation strategies against variability in occupants' behavior. The statistical analysis of Pareto-front is enhanced with additional indicators for selecting optimal solutions in the presence of uncertainties. The study for a single-house case characterizes the stability of solution ranks based on the number of random samplings. The convergence of dominant solutions is achieved after about ten samples, demonstrating the feasibility of a robust optimization in this context at a reasonable computation time.

KEYWORDS: Energy renovation, Multiobjective optimization, Uncertainties, Stochastic occupant model

1. INTRODUCTION

Avec 134 kWh/m²/an dont 65% liés au chauffage, l'exploitation des bâtiments résidentiels en France représente 29% de l'énergie finale. La réduction visée par la stratégie nationale bas-carbone nécessite d'accélérer 5 à 10 fois la cadence annuelle des rénovations (ADEME 2025). Ce défi est rendu plus difficile par la variabilité d'occupation des logements et l'évolution socio-générationnelle dont l'impact sur les performances n'est pas évalué par les outils de conception. Des statistiques récentes comptent 7,6 millions logements sous-occupés, principalement des maisons anciennes à occupation variable (Lavaud et al. 2025). S'inspirant de la méthode RENOIR (Chardon et al. 2016), notre étude vise à s'affranchir des scénarios réglementaires, pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes des stratégies de rénovation qui intègre le comportement incertain des occupants.

2. OBJECTIFS ET MÉTHODE D'OPTIMISATION SOUS INCERTITUDE

2.1. FONCTIONS OBJECTIFS POUR L'OPTIMISATION

L'optimisation se fait simultanément selon 3 critères : (1) le coût global à 50 ans incluant les coûts

de remplacement des éléments mis en œuvre, de maintenance et d'exploitation du bâtiment corrigé de l'actualisation des prix de l'énergie ; (2) le coût carbone à 50 ans des travaux préconisés, des remplacements et de l'exploitation sans actualisation des émissions CO_2 ; (3) l'indice d'inconfort d'été, type RE2020, calculé comme le dépassement cumulé en °C.h du seuil de confort adaptatif suivant l'occupant le plus en situation d'inconfort.

2.2. MÉTHODE DE CLASSEMENT DES SOLUTIONS NON DOMINÉES SOUS INCERTITUDE

2.2.1. Notations et définitions pour la procédure de classement

Si $f(x,u) \in y \subset \mathbb{R}^m$, l'espace des m fonctions objectifs, le problème d'optimisation peut s'écrire :

$$\min_{x \in X} f(x,u), \; f : X \times U \rightarrow Y \tag{1}$$

Où *X* est l'espace des décisions (combinaisons d'actions de rénovation *x*), *U* l'espace des variables incertaines muni d'une loi de probabilité *P*(*U*) régie par la méconnaissance du bâtiment, de son environnement et du contexte de rénovation. Chaque décision élémentaire de rénovation est une méta-variable décrivant le(s) produit(s) à ajouter, remplacer ou supprimer dans le(s) composant(s) ciblé(s). Elle est associée à des paramètres économique, technique ou environnementaux. Une décision élémentaire de rénovation *x* est définie par un couple [**produit**, **localisation**] et conditionnée par un type d'action (remplacement de fenêtres, ou de CVC, ou isolation, …) lié à un catalogue de **produits** (ensemble discret non ordonné). La **localisation** est un ensemble d'ensembles, décrivant les localisations de l'action. En raison du conditionnement (*x* | action) et des catalogues discrets, aucune distance euclidienne ne peut être calculée entre les méta-variables ce qui influe sur le choix de la méthode d'optimisation. Dans cette étude, l'optimisation par algorithme de recherche aléatoire a une convergence lente vers l'optimum, mais a l'avantage d'être insensible à la structure de l'espace de recherche (variables conditionnées ici).

2.2.2. Critère robuste

En optimisation, une solution Pareto-dominante est la meilleure sur au moins un des objectifs. Ces solutions non dominées forment le front de Pareto, et peuvent être classées par rang de dominance. Ici, chaque solution *x* est évaluée pour un scénario incertain *U*. Le rang de Pareto est calculé sur une statistique des objectifs obtenus $S_U(f(x,U))$. En rénovation énergétique, un seul scénario incertain (climat, usages, prix de l'énergie…) se réalisera *in fine*, le critère robuste retenu est la moyenne des rangs de Pareto pour chaque scénario incertain (Taurines et al. 2025, Trappler et al. 2025) :

$$S_U\left(f(x,U) \begin{matrix} \prec \\ \succ \\ \equiv \end{matrix} f(x',U)\right) \tag{2}$$

Ainsi une solution ayant un bon rang moyen est robuste dans le sens où elle sera souvent performante dans les scénarios futurs.

2.3. CAS D'ÉTUDE

Le bâtiment à rénover est une maison individuelle (R+1 et combles perdus) de 65 m², comprenant 6 zones occupées (1 à 3 occ.) : cuisine, salon, chambres (×2), bureau, salle de bain. Le modèle multizone implémenté dans EnergyPlus est post-traité pour estimer la consommation (rendement du système), et intègre le modèle thermoaéraulique de ventilation naturelle pour modéliser les ouvertures de fenêtre en complément de la VMC. L'enveloppe existante (non conforme RT2000) est faiblement isolée (dalle R0.9, murs R1.4, plafond R2.4), avec un double vitrage de performance moyenne (U_W 2.2 W/m².K, SHGC 0.62), et une masse thermique modérée.

2.3.1. Définition des actions de travaux

Les travaux à combiner sont : (1) l'isolation des murs avec 8 isolants (épaisseurs variables pour ITI ou ITE, et soit tous les murs, soit les seules orientations N, N+O, N+E ou N+W+E) ; (2) l'isolation des combles perdus (laine de verre, laine de roche, ouate de cellulose) ou des pans toiture (2 types d'isolants) ; (3) le remplacement des fenêtres (×5 modèles, et au choix toutes le fenêtres, ou 1er étage, ou RdC, ou N, ou S) ; et (4) la production de chaleur (modèles de 4 kW, avec au choix PAC air-eau ou eau-eau, ou chaudière gaz condensation, granulés ou radiateurs électriques).

2.3.2. Définition de l'espace incertain

L'espace incertain est défini par tirages aléatoires pour des données continues ou discrètes : 14 fichiers climatiques, 9 compositions possible du foyer (§3.2), une variation continue de ±2°C pour les consignes de chauffage par pièces et une variation continue pour la variabilité du prix des énergies. Pour **le climat** (Mâcon, France), nous utilisons 4 années réelles (2019 à 2023, *meteo.data.gouv*), 4 années types historiques (norme ISO 15927-4 (2005) pour 4 périodes entre 1973 et 2023, *climate.onebuilding.org*), 3×2 fichiers prospectifs (avec ou sans vague de chaleur) pour les 3 scénarios TRACC à +2°C, +2,7°C et +4°C [CSTB, Météo-France]. **Les taux d'inflation** des énergies sur 50 ans sont générées par des Processus Gaussiens après un apprentissage sur les valeurs réelles des 30 années précédentes, sans autre forme de validation. L'inflation pour les scénarios d'énergies atteint entre 100 et 110% sur 50 ans pour l'électricité [1,6-5,6%/an], entre 315 et 340% pour le gaz [0,5-5,9%/an] et entre 40 et 50% pour le bois [1,7-3,7%/an].

3. MÉTHODOLOGIE – INCERTITUDE LIÉE AUX OCCUPANTS

3.1. MODÈLES DE COMPORTEMENT

La **bibliographie** (Dabirian et al. 2022) distingue 4 approches : les méthodes déterministes utilisées en études règlementaires, celles par apprentissage, les probabilistes et les modèles agents. Les scénarios comportementaux générés sont tirés d'enquêtes d'emploi du temps, liées avec des études spécifiques aux enjeux étudiés. Les méthodes stochastiques s'articulent en différentes techniques se combinant pour former des scénarios dynamiques : chaînes de Markov (probabilités de transition = *f*(états précédents)), régressions logistiques (probabilité fixe d'évènement sans corrélation temporelle), modèles de survie (durée tirée d'une distribution représentative conservant un état continu jusqu'à épuisement), méthodes par clustering (groupement de profils types via des données observées). Chaque modèle propose une diversité d'activités issues d'études statistiques nationales, empreintes d'habitudes culturelles. **L'approche agent** *No-MaSS* (Chapman 2013) a été retenue pour ses modèles d'interactions avec les fenêtres et les volets bien adaptés à l'objectif de confort d'été. Fonctionnant en cosimulation *FMI* avec *EnergyPlus*, à chaque pas de temps, *No-MaSS* reçoit des variables décrivant l'environnement, calcule des probabilités d'actions par profils d'occupants, les compare à un nombre tiré aléatoirement et renvoi l'état des éléments relatifs à l'occupant vers le moteur de calculs thermiques. Le modèle décrivant des phénomènes physiques rapides exige un pas de temps inférieur à 10 minutes. La détermination de la présence et l'activité est fonction de 8 données socio-démographiques et 3 données temporelles. Les modèles d'ouvrants, d'occultations et d'éclairage fixent la probabilité de transition d'états obtenus par des expérimentations en bureaux (point faible du modèle pour notre application). Il en résulte 23 modèles désagrégés d'opération des fenêtres et 28 modèles pour les occultations. Des modèles d'équipements électriques individuels et agrégés (Sancho Tomás 2017) complètent la description des gains internes. Activités et usages sont reliés à une zone thermique déterminant l'attribution des gains internes. *NoMass*

combine un modèle agent en conjonction avec les modèles stochastiques. L'algorithme représente chaque occupant comme un "agent" autonome doté de règles propres (cadre *Belief-Desire-Intention - BDI*) capable de forcer des états face à des situations (ex : ventiler pendant la cuisson en réponse à l'accumulation d'irritants atmosphériques). Un modèle de *Q-learning* permet d'ajuster le scénario de chauffage (consigne, relance) en fonction des besoins de confort. En raison de son temps de calcul prohibitif, des scénarios déterministes sont privilégiés, leur plage spatio-temporelle est fixe et la valeur des consignes de température est régie aléatoirement dans l'espace incertain de l'optimisation.

3.2. CLASSEMENT DES PARAMÈTRES INCERTAINS LIÉS À L'OCCUPATION & IMPACT DES ALÉAS

3.2.1. Sensibilité des paramètres de l'occupant et constitution des foyers pour l'espace incertain

Une analyse de sensibilité du modèle occupant au critère confort a été menée sur 7 paramètres sociodémographiques, et 6 paramètres BDI (relatifs aux coutumes d'intimité, de sommeil et d'aération). Les retraités et actifs potentiels ont été étudiés séparément via la méthode de Morris avec un plan de mélange à niveaux mixtes à 550 trajectoires. Pour tous les paramètres, l'écart-type est du même ordre que l'effet élémentaire, indiquant non-linéarités et interactions. Le paramètre « chômeur » présente l'effet moyen le plus élevé (≈ 230 °C.h, soit 50% de la médiane), alors que les autres paramètres restent entre 5 et 30%. Les paramètres sociodémographiques dominent clairement les paramètres BDI. Les 6600 combinaisons de caractéristiques de l'occupant ont surtout permis l'identification de profils associés aux résultats extrêmes. Une concomitance des caractéristiques sociodémographiques se retrouve sur le besoin en chaud le plus faible et l'inconfort le plus élevé (et inversement) sans identification évidente pour les paramètres BDI. Sur cette base, neuf foyers semi-déterministes de 1 à 3 occupants ont été constitués en tirant aléatoirement parmi deux profils extrêmes et deux moyens, complétés aléatoirement des variables BDI et profils désagrégés fenêtres/volets afin de garantir la diversité comportementale.

3.2.2. Impact de l'aléa de tirage (*Seed*)

Les simulations stochastiques d'un même modèle ne sont pas strictement reproductibles, car la génération aléatoire varie à chaque exécution, même avec des paramètres occupants identiques. La fixation d'une *seed* permet de stabiliser ces variations. La Figure 1 illustre la demande de chauffage d'un foyer aux caractéristiques fixées pour 360 tirages de *seed* et leur moyenne cumulative.

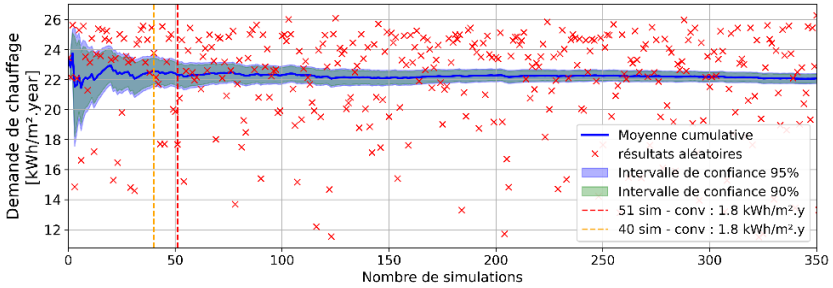


Figure 1 – Convergence de la moyenne cumulée de la demande énergétique de chauffage

Le critère de convergence retenu est une variation inférieure à 2 kWh/m²/an (pointillés). Pour la maison avant rénovation avec 1 et 2 occupants, la moyenne cumulative de 150 tirages aléatoires est calculée pour la demande énergétique et de l'inconfort thermique. La distribution du nombre de simulations nécessaire à la convergence est ensuite analysée via une méthode Bootstrap pour 150 variations. Les tests statistiques d'Agostino-Pearson ($p > 0,05$) indiquent une distribution proche de la normale où 70 simulations assurent la convergence avec 90% de confiance.

4. RÉSULTATS

L'optimisation de la réhabilitation du cas d'étude (cf. 2.3) est étudiée ici avec 256 combinaisons aléatoires d'actions de travaux, 48 scénarios aléatoires d'incertitudes (10 répétitions aléatoires pour chacun appliquées à l'identique), soit 122 880 simulations, pour un *runtime* de ≈ 0.35 h /256 simulations sur un processeur *AMD EPYC 7763 64-core@ 3.2 GHz* soit 172 heures de calcul.

4.1. SOLUTIONS NON-DOMINÉES ASSOCIÉES À LEUR INCERTITUDE

La Figure 2 représente les points du Pareto des 3 fonctions objectifs comparées 2 à 2.

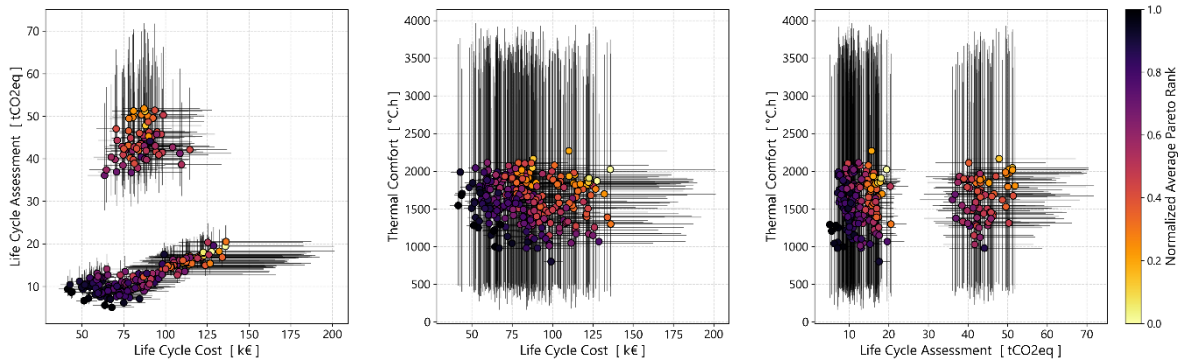


Figure 2 – Rangs de Pareto moyen normalisé et résultats sur les 3 objectifs

La médiane des scénarios incertains évalués est assortie de ses quantiles 10-90, premières notions du risque encouru. La couleur du point reflète son classement dans les rangs de Pareto normalisés (1 étant le rang dominant). Les incertitudes sont fortes : l'inconfort d'été varie de 3 580 à 2 320 °C.h, le critère carbone de 1,4 à 30,1 t_{eqCO_2}, et le coût global de 11 à 98 k€. Au-delà du critère robuste (rang de Pareto moyen), une étendue minimale des fonctions objectifs normalisées, calculée par un hypervolume, peut constituer un critère de sélection des solutions optimales. Nous proposons un critère de robustesse mesurant la dispersion des performances d'une solution sous incertitude.

$$Robustesse = 0{,}85 \cdot Hypervolume_{\mathrm{NORM}} + 0{,}15 \cdot RangParetoMoyen_{\mathrm{NORM}} \quad (3)$$

Le choix arbitraire des pondérations a des conséquences sur le classement des solutions et devra être soumis à analyse. La Figure 3 illustre chaque solution par son rang de Pareto Moyen et son hypervolume.

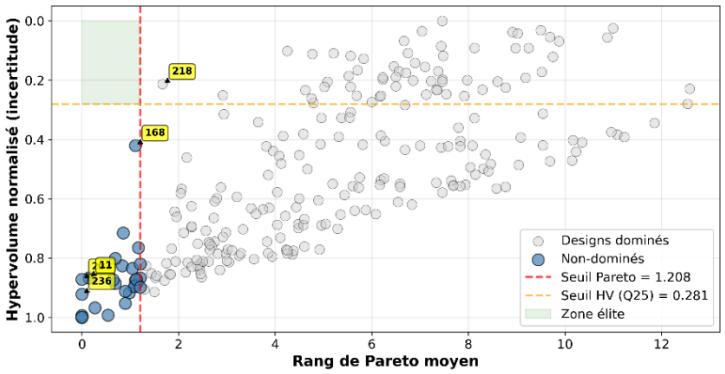
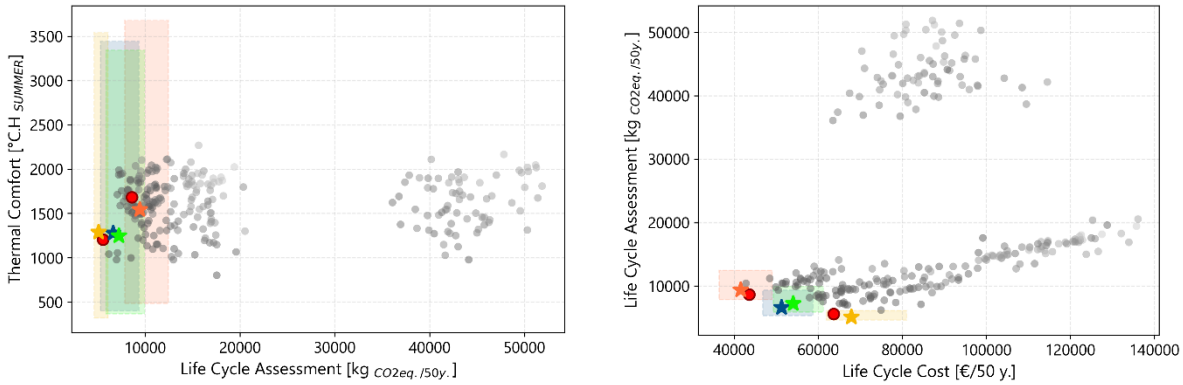


Figure 3 - Analyse de robustesse : Rang de Pareto Moyen vs Hypervolume

4.2. VARIABILITÉ DES 9 FOYERS POUR LES TIRAGES ALÉATOIRES MOYENNÉS

La Figure 4 permet d'apprécier les solutions optimisées sur l'ensemble des simulations : en gris toutes les valeurs médianes, les étoiles et disques sont les solutions Pareto ou relaxées (quantiles 10-90

en aire colorée). Les actions de travaux correspondantes sont contenues dans le tableau. Cette optimisation a permis d'obtenir 4 solutions non-dominées sur le critère choisi, avec des rangs de Pareto moyens pour les 256 solutions testées allant de 0 à 12,6. Nous avons arbitrairement choisi un seuil supérieur à 0 pour inclure des solutions potentiellement intéressantes dans d'autres configurations d'incertitudes. Un seuil de 1,2 sélectionne 30 solutions relaxées présentant un rang de Pareto maximal de 5 et se retrouvant entre 10 et 42 fois sur le rang non-dominé pour les 48 incertitudes comparées.



Sol.	Rempl. fenêtres	Isolation murs	Isolation rampants	Isolation combles	Rempl. CVC
20	Aucune action	isoconfort32 ITI – NEO	Aucune action	Aucune action	Chaudière bois
93	DV pvc SG - RDC	PavawallS 115 ITE - NSEO	Aucune action	Comblissimo 305	Chaudière bois
202	Aucune action	PavawallS 115 ITE - NEO	Aucune action	Comblissimo 305	PAC eau/eau
69	DV alu SG - N	PavawallS 115 ITE - NSEO	FB_flex 55 Optima	Aucune action	Chaudière bois

Figure 4 – Visualisation des solutions optimales et des actions travaux correspondantes

La Figure 5 permet une meilleure appréciation des incertitudes pour l'interprétation du résultat.

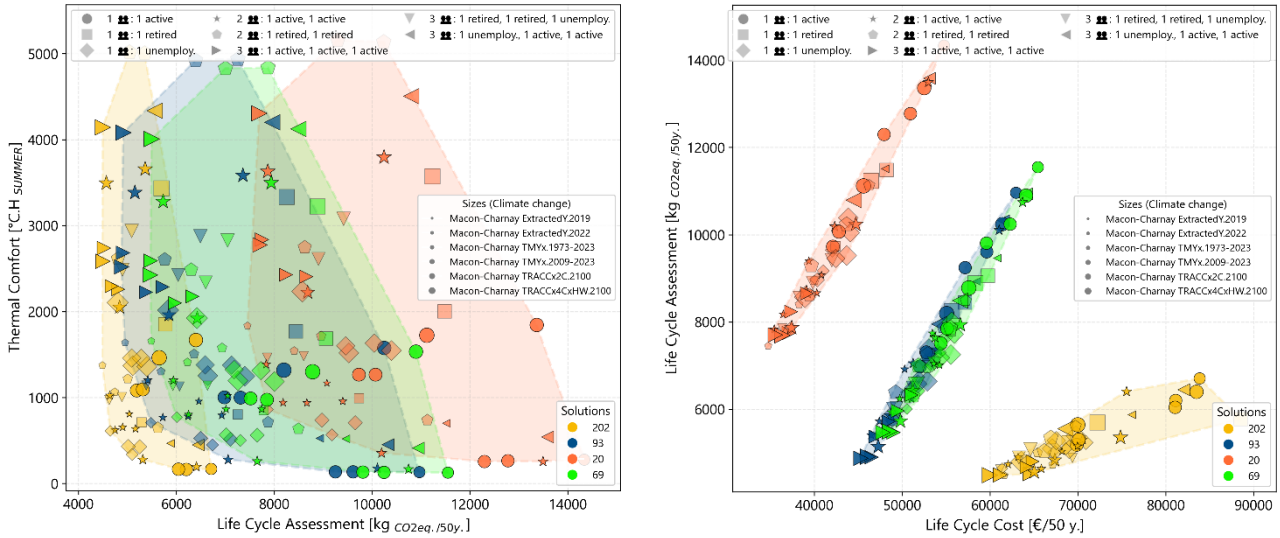


Figure 5 – Visualisation des objectifs sur les 48 scénarios incertains pour quatre solutions retenues

Les 3 solutions non dominées (20, 91, 202) et la solution relaxée dans le seuil arbitraire (69) sont présentées dans des aires regroupant les résultats des objectifs ACV/Confort et Coût Global/ACV pour nos scénarios incertains. La forme des marqueurs utilisés différencie les foyers en fonction du nombre de personnes et de leur statut d'actif, retraité ou chômeur. La taille des marqueurs permet de savoir le fichier météorologique utilisé. Pour chaque scénario, on peut ainsi distinguer que les foyers de célibataire se retrouve généralement

sur le bas de l'objectif de d'inconfort thermique, alors que les foyers de couple ou de 3 personnes sont plutôt sur un inconfort élevé. Cependant les fichiers météorologiques futurs prennent le dessus sur les configurations de foyers qui se retrouvent systématiquement en inconfort élevé. Augmenter le nombre de scénarios incertains permettrait de retrouver les combinaisons de toutes les configurations de foyers et de scénarios climatiques.

4.3. CHOIX ENTRE ROBUSTESSE DE CLASSEMENT DES SOLUTIONS ET COMPORTEMENT RÉALISTE DES OCCUPANTS

L'objectif de cette analyse est d'évaluer si le nombre de réplicas de simulation – c'est-à-dire la variation de la *seed* dans les modèles stochastiques – influence le classement des solutions optimisées lorsque l'on considère l'incertitude d'occupation. Pour cela, chaque solution de rénovation est simulée sous 9 typologies de foyers (scénarios d'occupation) et *p*, pour un nombre de *seeds* croissant. Pour 2 solutions de rénovation *x* et *x*', nous comparons, un estimateur statistique des objectifs (coût, carbone, confort) sur les *seeds* et scénarios d'occupation puis la moyenne de leur rang de Pareto obtenu sur ces mêmes évaluations. $\overline{f}(x)$ étant l'estimateur statistique choisi :

$$\sum_{k=1}^{N} \left(\overline{f}(x)^{(k)} - \overline{f}(x')^{(k)} \right) \text{pour } k = 1 \text{ à } N \tag{4}$$

Un changement de signe révèle une inversion de classement, donc une sensibilité du classement aux réplicas stochastiques et identifie le seuil minimal de tirages garantissant une stabilité. Une optimisation avec les 29 solutions optimales du §4.1 (volontairement proches), les mêmes 48 scénarios incertains et 75 répétitions de *seed* est relancée.

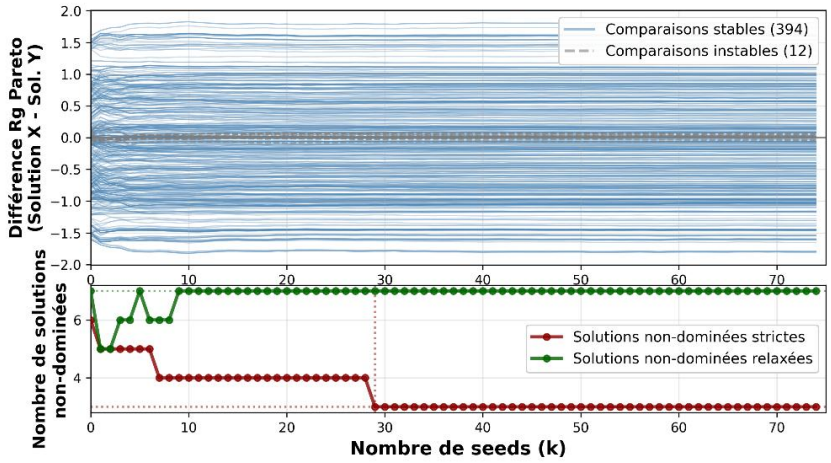


Figure 6 – Classement des solutions pour 406 combinaisons en fonction du nb de tirage de Seed

406 comparaisons des solutions une à une, avec un nombre croissant de tirages à moyenner, sont représentés en Figure 6, qui montre l'évolution des différences et du nombre de solutions en fonction du nombre de tirages de *seed*. En dessous sont affichés le nombre de solutions sans domination et celui des solutions relaxées. Le seuil fixe que plus de 97,5% des simulations incertaines soient non-dominées. Le signe alterne pour la différence des rangs de Pareto moyens pour 12/406 comparaisons (toutes les courbes en pointillés sur le graphique). Seules 5 de ces comparaisons changent encore de signes après 10 tirages de *Seed* mais la valeur absolue de ces différences est proche de 0 (±0.1 rang), indiquant des rangs de Pareto moyens très proches. On observe une stabilisation du nombre de comparaisons sans dominante à partir de 29 tirages de *Seed*, passant de 6 à 3. En sens inverse, les solutions relaxées (seuil

de 0,025) augmentent jusqu'au nombre de 7, contenant les solutions du tirage k=1. Pour les combinaisons de travaux et les scénarios incertains retenus, un minimum de 10 tirages garantie la sélection des meilleures solutions relaxées. 30 tirages permettent d'approcher un comportement plus diversifié des occupants et de réduire le nombre de solutions dominantes. A 75 tirages, la convergence est atteinte pour toutes les comparaisons.

5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Un cadre d'optimisation sous incertitudes pour la réhabilitation a été proposé, et un modèle stochastique a été implémenté pour simuler la variabilité d'occupation de 9 foyers potentiels. Nos résultats montrent que l'utilisation de la moyenne des rangs de Pareto des résultats incertains est une métrique robuste pour l'optimisation sous incertitudes. L'utilisation d'un modèle stochastique suggérait une problématique de temps de simulation face à la répétition nécessaire des tirages aléatoires (évalué à 70 tirages en première instance). Notre méthodologie, incluant la variabilité des foyers (du climat et de l'énergie) et notre critère robuste, a prouvé que la convergence des classements est atteinte entre 10 et 30 tirages qui permet d'envisager des coûts de calcul réalistes pour l'intégration dans le processus d'optimisation. La sensibilité au choix du nombre de tirages aléatoires est limitée. Ainsi la durée des optimisations semble moins contraignante, le nombre de répétitions est propre à l'utilisateur qui fera un choix équilibré entre classement des solutions strict et garantie d'incertitudes réduites pour des solutions relaxées. En perspective il conviendra d'étudier la sensibilité du classement des solutions aux autres phénomènes incertains. Il faudra vérifier l'apport réel des modèles stochastiques face à l'utilisation de modèles d'occupation moins complexes (type déterministe) sur ce classement (El Khattabi et al. 2024). Il semble également indispensable d'incorporer un modèle spatio-temporel pour les stratégies de chauffage, car cette variable est particulièrement incertaine et son effet sur les objectifs de coût global et d'ACV, voire sur le confort d'hiver ne doit pas être minimisé.

6. BIBLIOGRAPHIE

ADEME. 2025. « BâtiZoom ». batizoom.ademe.fr, juin 19. Indicateurs : Consommation en énergie finale liée à l'exploitation des bâtiments tertiaires et résidentiels.

Chapman, Jacob. 2013. « Multi-Agent Stochastic Simulation of Occupants in Buildings ». PhD Thesis, University of Nottingham.

Chardon, Serge, Boris Brangeon, Emmanuel Bozonnet, et Christian Inard. 2016. « Construction Cost and Energy Performance of Single Family Houses: From Integrated Design to Automated Optimization ». *Automation in Construction* 70 (octobre): 1-13. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2016.06.011.

Dabirian, Sanam, Karthik Panchabikesan, et Ursula Eicker. 2022. « Occupant-centric urban building energy modeling: Approaches, inputs, and data sources - A review ». *Energy and Buildings* 257:

El Khattabi, Sekaina, Gilles Fraisse, Antoine Leconte, et Simon Rouchier. 2024. « Impact of occupant behavior on optimal multi-objective solutions for the design of low-energy buildings ». *Energy and Buildings* 317 (août): 114371. doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114371.

Lavaud, C., R. Le Lan, et J.-P. De Palmas. 2025. « Un quart des ménages vivent dans un logement en sous-occupation très accentuée ». *Insee Première*, n° n°2064 (juillet). www.insee.fr/fr/statistiques/8606928#onglet-2.

Sancho Tomás, Ana. 2017. « Integrated Modelling of Electrical Energy Systems for the Study of Residential Demand Response Strategies ». PhD Thesis, University of Nottingham.

Taurines Kevin , Le Riche Rodolphe, Brangeon Boris, Doya Maxime. "Multiobjective Optimization With Uncertainties and Discrete Meta-Variables : The Case Of Building Energy Refurbishment". Math to Product (M2P) Conference, Jun 2025, Valence, Spain. HAL document ⟨hal-05129021⟩

Trappler, Victor, Céline Helbert, et Rodolphe Le Riche. 2025. « Multiobjective Optimization under Uncertainties using Conditional Pareto Fronts ». working paper or preprint Hal-04994978.

Evaluation des performances hygrothermiques du miscanthus en vrac pour l'isolation des combles perdus

Dolly EL KHOUEIRY*[1,2,3], Tala MOUSSA[1], Amandine PIOT[2], Christophe BLIARD[3], Etienne WURTZ[2], Chadi MAALOUF[1]

[1] Institut de Thermique, Mécanique, Matériaux (ITheMM). Université de Reims Champagne - Ardenne, Campus Moulin de la Housse, 51100 Reims, France.
[2] Université Grenoble Alpes, CEA, LITEN, INES, 73375 Le Bourget du Lac, France.
[3] Institut de Chimie Moléculaire de Reims, ICMR-UMR 7312 CNRS, Université de Reims Champagne -Ardenne, Campus Moulin de la Housse, 51100 Reims, France.
***dolly.el-khoueiry@univ-reims.fr**

RESUME. Face aux enjeux environnementaux et énergétiques du bâtiment, les matériaux de construction durables, notamment les isolants biosourcés issus de la biomasse végétale, se développent depuis les années 1990 pour contribuer à la neutralité carbone à l'horizon 2050. Dans ce contexte, la valorisation du miscanthus dans l'isolation des bâtiments est étudiée. En raison de sa croissance rapide, son empreinte carbone réduite et ses propriétés thermiques prometteuses, le miscanthus est une alternative écologique efficace aux isolants minéraux. Cet article présente en premier le comportement des granulats de miscanthus en vrac dans une toiture de comble perdu. La deuxième partie se concentre sur l'étude numérique des performances hygrothermiques de cette paroi, les simulations sont réalisées à l'aide du logiciel WUFI®Pro.

MOTS-CLÉS : Miscanthus, isolant bio-sourcé, modélisation numérique, WUFI Pro.

ABSTRACT. Faced with environmental and energy challenges in the building sector, sustainable construction materials, particularly bio-based insulation made from plant biomass, have been developed since the 1990s to contribute to carbon neutrality by 2050. In this context, the use of miscanthus in building insulation is being studied. Due to its rapid growth, low carbon footprint, and promising thermal properties, miscanthus is an effective ecological alternative to mineral insulation materials. This article first presents the behavior of loose miscanthus granules in a cold attic roof. The second part focuses on the numerical study of the hygrothermal performance of this wall, with simulations carried out using WUFI®Pro software.

KEYWORDS: Miscanthus, biobased insulating material, numerical modeling, WUFI Pro.

1. INTRODUCTION

Le miscanthus × giganteus (M×g) est une graminée vivace à croissance rapide, productive et peu exigente en intrants. Riche en cellulose et efficace pour la fixation du CO2, sa culture se développe e France, notamment au nord. Il représente ainsi une ressource biosourcée prometteuse pour l'isolation thermique du batiment (Lewandowski et al., 2000).

Face aux enjeux environnementaux et énergétiques du bâtiment, les matériaux biosourcés, tels que le miscanthus, émergent comme une alternative durable aux isolants minéraux conventionnels. Dans ce contexte, l'objectif de cette étude est donc d'évaluer les performances hygrothermiques des granulats de miscanthus en vrac dans une configuration de comble perdu, en combinant une analyse expérimentale et une modélisation numérique via WUFI®Pro. Cette approche vise à caractériser son comportement face aux variations hygrométriques et thermiques dans des conditions réelles, et valider sa durabilité et

son efficacité énergétique par simulation. Les résultats contribueront à renforcer la crédibilité du miscanthus comme alternative écologique aux isolants traditionnels.

Dans ce travail, les principales propriétés du miscanthus sont d'abord présentées, puis une étude expérimentale est conduite sur les comportements hygrothermiques d'une couche d'isolant installée dans un comble perdu d'une toiture instrumentée au Bourget-du-Lac (France) dans des conditions réelles. Enfin, cette paroi est modélisée numériquement en utilisant le logiciel WUFI Pro afin d'étudier ses performances hygrothermiques.

2. PROPRIETES DES GRANULATS DE MISCANTHUS

Dans la présente étude, des granulats de M×g ont été récoltés en avril à partir de cultures cultivées à Champhol, France, par Novabiom, une entreprise spécialisée dans la culture et la production de miscanthus. La biomasse collectée a été directement broyée et dépoussiérée. Le miscanthus a été séché naturellement à l'air libre, dépoussiéré et traité mécaniquement à l'aide de broyeurs industriels.



(A) (B) (C)

Figure 1: Principales étapes de développement et de valorisation du miscanthus : (a) implantation à partir de rhizomes, (b) phase de croissance végétative active, (c) granulats de miscanthus broyés

Les propriétés des granulats de miscanthus ont été mesurées dans un travail précédent, en cours de publication. Elles sont résumées dans le tableau 1. La taille moyenne des granulats est de 2 cm. La conductivité thermique λ et la diffusivité α sont mesurées à l'aide du dispositif ISOMET 2114. Le facteur de résistance à la diffusion de vapeur d'eau μ est déterminé par la méthode d'essais et erreurs numériquement dans Wufi (voir partie §4.1).

Taille des granulats [cm]	**ρ_{vrac} [kg/m^3]**	**Porosité ϕ [%]**	**λ [W/(m.K)]**	**c_p [J/(kg.K)]**	**α x 10^{-6} [m^2/s]**	**μ [-]**
2	140,61	64,64	0,0557 ± 2,785 x 10^{-3}	1166,35	0,339	2,5

Tableau 1: Principaux propriétés du miscanthus

Pour la courbe isotherme de sorption, les valeurs de Benariba et al. (2025) sont utilisées, comme présenté dans le tableau 2, HR étant l'humidité relative et w% la teneur en eau massique en %.

HR/100	**w%**	**HR/100**	**w%**	**HR/100**	**w%**	**HR/100**	**w%**
0,1	1,6	0,3	5	0,5	8,8	0,7	13,9
0,2	3,3	0,4	6,7	0,6	10,9	0,8	17,8

Tableau 2: Valeurs numériques de l'isotherme d'adsorption des granulats de miscanthus (Benariba et al., 2025)

3. ETUDE EXPERIMENTALE A L'ECHELLE DE LA PAROI

3.1. CONTEXTE EXPERIMENTAL

Le dispositif expérimental vise à analyser le comportement du miscanthus en vrac, non compacté, utilisé comme isolant en comble perdu, dans une configuration similaire aux isolants soufflés. Le bâtiment dédié à ces mesures est situé au Bourget-du-Lac, en France (45°38'N, 5°31'E), dans une région au climat océanique tempéré. Ce climat est caractérisé par des hivers doux, des étés chauds (mais pas caniculaires) et des précipitations importantes réparties tout au long de l'année, modérées par la proximité du lac. Le toit du bâtiment est divisé en six sections distinctes, toutes soumises aux mêmes conditions intérieures et extérieures. Elles sont divisées en deux groupes de toitures : comble aménagé (toitures 1, 2 et 3) et comble perdu (toitures 4, 5 et 6). Le miscanthus est installé dans la toiture 4, représenté dans la figure 2 ci-dessous. Le comble perdu repose sur un plafond composé de plaques de plâtre et d'un pare-vapeur caractérisé d'une épaisseur de couche d'air équivalente à la diffusion de vapeur d'eau S_d de 25 m, placé au-dessus de la plaque de plâtre. La pente du toit est de 25° et l'ensemble de la structure est orienté vers le sud. Une masse totale de 450 kg a été utilisée pour une surface du comble de 4 x 1,9 m², ce qui a donné une épaisseur de couche isolante d'environ 45 cm.



Figure 2: Miscanthus dans le comble avec la ligne rouge présentant le niveau de 45 cm.

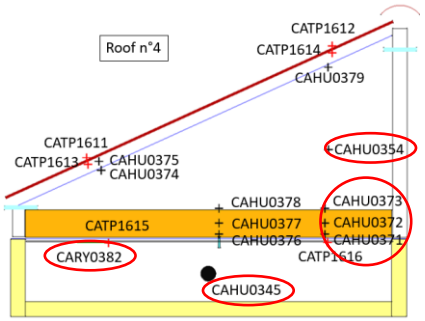


Figure 3: Emplacement des capteurs dans la toiture n°4 contenant du miscanthus.

L'objectif principal de l'instrumentation est de mesurer les variations de température (T), d'humidité relative (HR) et de flux thermique (q) à travers la couche d'isolant. Ces mesures permettent d'évaluer le transfert thermique et hygrique à travers l'isolant. Les données de température et d'humidité relative ont été acquises à l'aide de capteurs Sensirion et Vaisala, avec une précision typique de 0,1 °C et 1,5 % HR. Le flux thermique est mesuré à l'aide d'un fluxmètre Hukseflux, avec une précision typique de 3 %. Une mesure est enregistrée toutes les 10 minutes. La figure 3 montre les positions des capteurs dans la toiture 4 contenant du miscanthus en vrac.

Les conditions aux limites de la couche isolante correspondent à T et HR dans l'espace contrôlé depuis le côté inférieur (mesurées par le capteur CAHU0345) et à T et HR mesurées par le capteur CAHU0354 dans le comble du côté supérieur. Les conditions de T et HR dans l'espace du comble sont fortement influencées par les conditions extérieures. Pendant la période froide, T et HR dans l'espace habitable ont été contrôlées. La température a été fixée à 19 °C et l'humidité relative à 55 % avec une hystérésis de 5 % (capteur CAHU0345, courbe verte). La température a été maintenue à l'aide de radiateurs, tandis que l'humidité a été générée à l'aide d'un système d'humidification avec nébuliseurs. Les données enregistrées sont représentées dans la figure 4. La température dans l'espace contrôlé a été facilement atteinte et maintenue constante. Cependant, il a été plus difficile de maintenir une valeur constante pour l'humidité relative. Pendant la période froide, la pression de vapeur est plus élevée dans

l'espace contrôlé chauffé que dans l'espace du comble, ce qui crée un gradient de pression qui pousse l'humidité à travers la couche du plafond de l'intérieur vers le comble. Le trou de données observé au milieu du mois de janvier et la baisse de température début janvier sont dû à une interruption temporaire de l'acquisition des mesures (dysfonctionnement du système d'enregistrement).

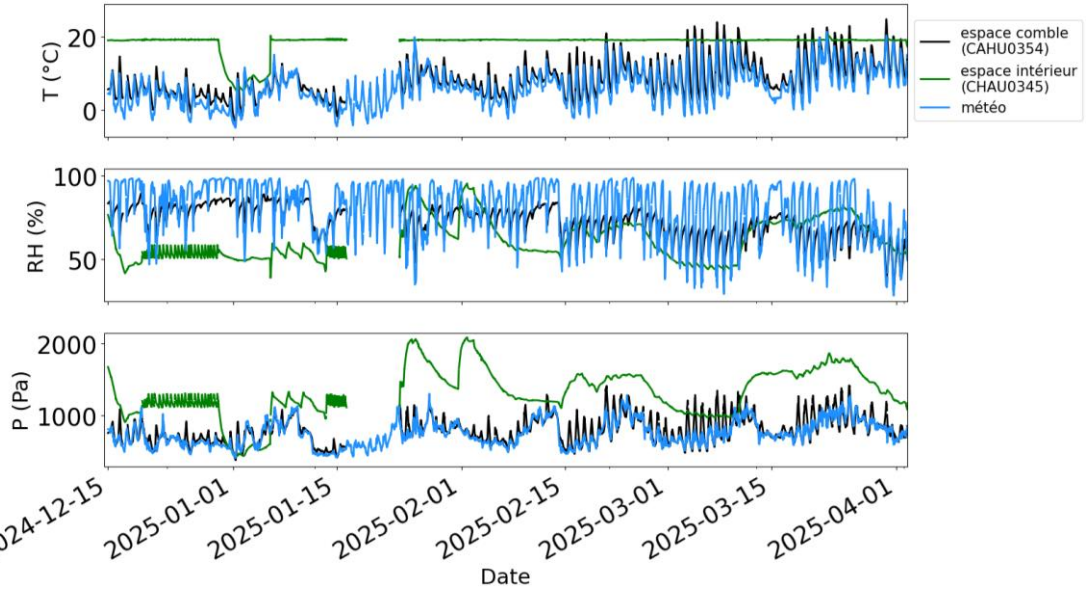


Figure 4: Conditions aux limites pour la couche étudiée montrant les conditions intérieures (courbe verte), les conditions dans le grenier (courbe noire) et les conditions météorologiques extérieures (courbe bleue) pendant toute la période étudiée.

Les conditions météorologiques externes ont été mesurées sur place à l'aide d'une station météorologique (représentées par les courbes bleues et annotées Ta, HR et P_v dans les graphiques ci-dessus, où Ta correspond à la température extérieure, HR à l'humidité relative et P_v à la pression de vapeur).

3.2. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Les données ont été collectées et analysées sur une période allant du 15/12/2024 au 31/03/2025, couvrant la période hivernale.

3.2.1. Profils de température et d'humidité relative

Durant une journée représentative d'hiver, le 9 février 2025, les conditions intérieures dans l'espace contrôlé sont maintenues constantes aux valeurs imposées : T=19 °C et HR=55 %, comme mentionné précédemment. Les profils de T, d'HR et de P_v sont tracés à travers la couche depuis l'espace intérieur (CAHU0345), en passant par la couche de miscanthus (CAHU0371, CAHU0372 et CAHU0373) et l'espace du comble (CAHU0354), pour cette journée. La pression réelle de vapeur (P_v) est calculée à partir des données de T et d'HR à l'aide de l'équation suivante :

$$P_v = P_{sat} \cdot \frac{HR}{100} \quad (1) \qquad \text{avec} \qquad P_{sat} = e^{\left(23{,}5771 - \frac{4042{,}9}{T + 235{,}57}\right)} \quad (2)$$

La nuit, la température décroît progressivement à travers l'isolant et se stabilise dans l'espace du comble. Ce comportement est associé à un flux thermique déperditif traversant l'isolant (figure 6). Aussi, comme l'indique le graphe de pression de vapeur (P_v) dans figure 5, la valeur est plus élevée dans l'espace contrôlé que dans le comble. Le jour, la température extérieure augmente et conduit à un gradient plus réduit sans s'inverser, sur la moitié extérieure de l'isolant côté comble ; cela conduit à réduire les déperditions durant la journée. Les profils de température restent similaires tout au long de

la nuit alors que pendant la journée il y a un écart de l'ordre de 5 °C entre 9h et midi à la surface extérieure du miscanthus et dans l'espace du comble. Au milieu de la couche de miscanthus, tous les écarts entre jour et nuit sont très faibles et dans l'isolant du côté intérieur, ils sont presque nuls. Le profil d'humidité relative montre une augmentation durant la nuit depuis l'espace contrôlé jusqu'à la moitié de la couche d'isolant, puis entre en équilibre avec l'HR dans le comble. Alors qu'en journée, elle rediminue à partir de la moitié de l'isolant jusqu'à l'espèce du comble. Dans les deux cas, dans l'espace contrôlé, à la surface inférieure de l'isolant et à son milieu, les HR sont constantes jour et nuit avec une augmentation remarquable entre la surface inférieure et le milieu du miscanthus. Cela peut aussi être visible par l'écart entre les courbes noire et rouge dans le graphe de la figure 7. La surface supérieure du miscanthus est contrôlée par les conditions dans le comble qui sont fortement influencées par les conditions extérieures.

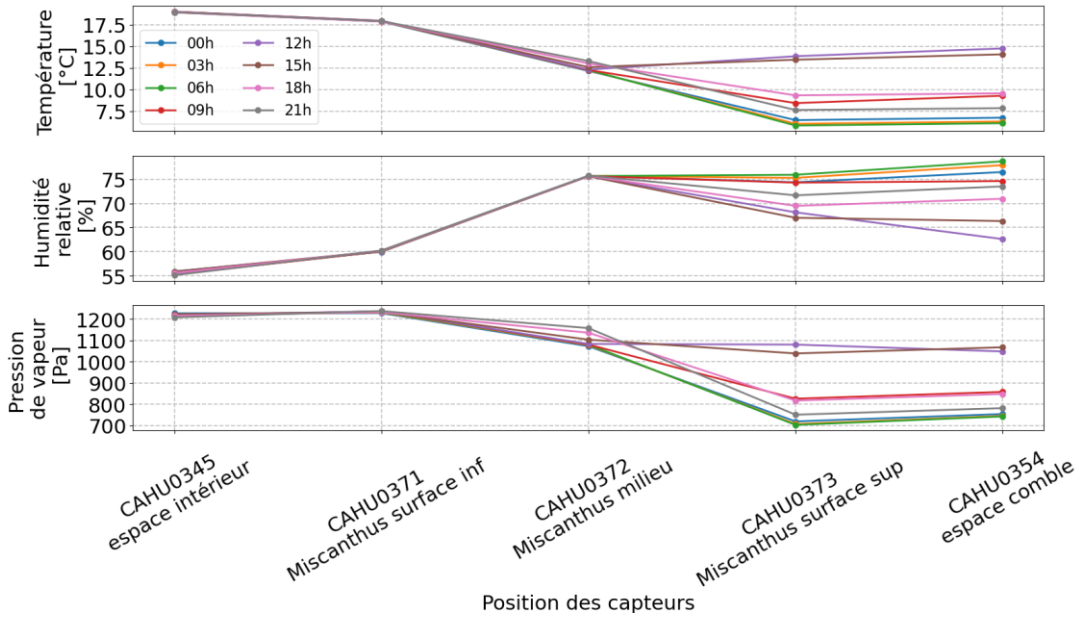


Figure 5: Profils de T, HR et P_v pour le 9 février 2025

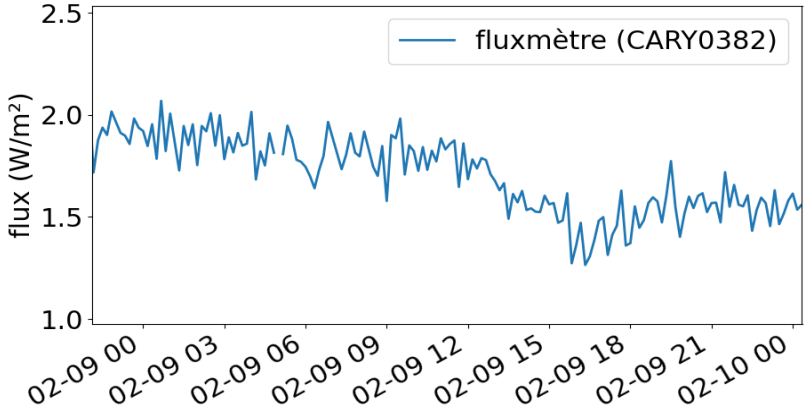


Figure 6: Flux de chaleur pour le 9 février 2025

3.2.2. Evolution dans l'isolant

Dans l'isolant côté intérieur (figure 7), la température est plutôt constante, y compris au milieu de la couche avec des petites fluctuations, alors qu'à la surface supérieure côté comble, la T est plutôt contrôlée par les conditions de l'espace du comble, présentant des variations plus importantes. L'humidité relative diminue lentement au cours des mois du côté intérieur et au milieu de l'isolant alors

que du côté comble, elle varie selon les variations de l'HR dans le comble, comme pour la T. Cela montre que le miscanthus placé dans le comble n'était pas totalement sec et contenait une quantité d'eau qui sèche à fur et à mesure qu'il est placé dans le comble.

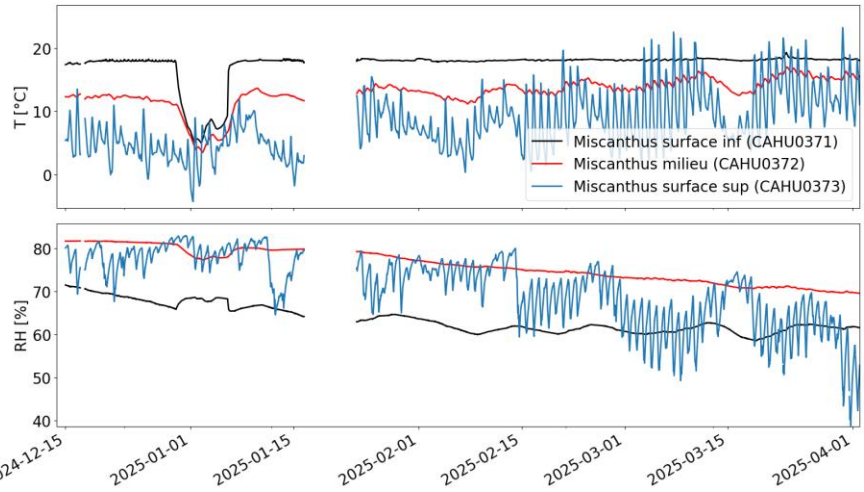


Figure 7: Cinétique de T et HR dans la couche de miscanthus sur toute la période

4. ETUDE NUMERIQUE

Une simulation hygrothermique numérique a été réalisée afin de compléter l'étude expérimentale et d'analyser les processus de transfert d'humidité et de chaleur au sein de la couche isolante de miscanthus dans des conditions climatiques réalistes. Les simulations ont été effectuées à l'aide de WUFI Pro 6.8 (Fraunhofer, 2021), un modèle unidimensionnel transitoire de transport de chaleur et d'humidité basé sur la solution couplée des lois de Fourier et de Fick. Il résout les équations couplées de transport de chaleur et d'humidité selon des hypothèses standard de physique du bâtiment.

$$\frac{\partial H}{\partial T}\cdot\frac{\partial T}{\partial t} = \nabla\left(\lambda\nabla T + \frac{h_v\delta}{\mu}\nabla(\phi p_s)\right); \quad (3); \qquad \frac{\partial w}{\partial \phi}\cdot\frac{\partial \phi}{\partial t} = \nabla\left(D_\phi\nabla\phi + \frac{\delta}{\mu}\nabla(\phi p_s)\right); \quad (4)$$

où T est la température, ϕ est l'humidité relative, $\lambda = \lambda(T, \phi)$, $\delta = \delta(T, \phi)$ et $p_s = p_s(T)$ sont respectivement la conductivité thermique, la diffusivité de vapeur et la pression de saturation de vapeur, μ est la résistance relative à la diffusion de vapeur, $w(\phi)$ est la densité de la teneur en eau (donnée par la fonction de stockage de l'humidité), $D_\phi = D_\phi(T, \phi)$ est la diffusivité de l'eau qui est un terme secondaire dans ce code, et H(T) est l'enthalpie. Le terme de gauche de l'équation (3) inclut l'enthalpie de fusion, qui est négligeable dans ce cas à températures positives, tandis que le flux d'enthalpie de vapeur est donné par le deuxième terme du côté droit de l'équation (3). Cette relation constitutive et d'autres pour les équations (3) et (4) sont données dans (Künzel 1995). Les conditions climatiques dynamiques ont été appliquées aux surfaces extérieure et intérieure conformément à la norme NF EN 15026.

4.1. VALIDATION DU MODELE

L'analyse s'est concentrée sur l'évolution de la température, l'humidité relative et la teneur en eau au sein de la couche d'isolant. Afin de valider le modèle, T et HR simulées ont été comparées aux mesures in-situ enregistrées pendant la période froide à trois profondeurs de capteur au sein de l'isolation, et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) a été calculée. Une étude de sensibilité a été effectuée sur l'influence du μ et des conditions initiales. Le modèle est peu sensible à μ, une valeur de 2.5 a été retenu conformément aux valeurs trouvées dans la littérature. Les valeurs choisies sont 17 °C pour la température initiale et 77 % pour l'HR initiale (placement du miscanthus dans le comble un mois avant

de commencer les mesures). La figure 8 montre les courbes expérimentales et simulées sur le même graphique à chaque position de capteur. Les résultats montrent que le modèle fournit une représentation précise de la réponse thermique et hygrométrique des granulats de miscanthus en vrac. Les RMSE de T et HR calculés à partir des mesures prises au milieu de l'isolant (capteur CAHU0372) donnent les valeurs suivantes : le RMSE(T) est de 1,3 °C et le RMSE (HR) est de 2,5 %. Des différences mineures ont été observées, principalement causées par des hétérogénéités locales des matériaux et des incertitudes de mesure. Une légère différence apparaît dans la dynamique du séchage au milieu de l'isolant. À la surface extérieure, les variations journalières sont sous-estimées par WUFI, ce qui est un comportement connu dans les modèles hygrothermiques (Busser et al., 2019). Dans l'ensemble, la comparaison confirme que le modèle fournit des prévisions fiables de la dynamique de la température et de l'humidité dans l'isolation, ce qui justifie son utilisation pour l'évaluation des performances au-delà des périodes surveillées et dans des conditions différentes.

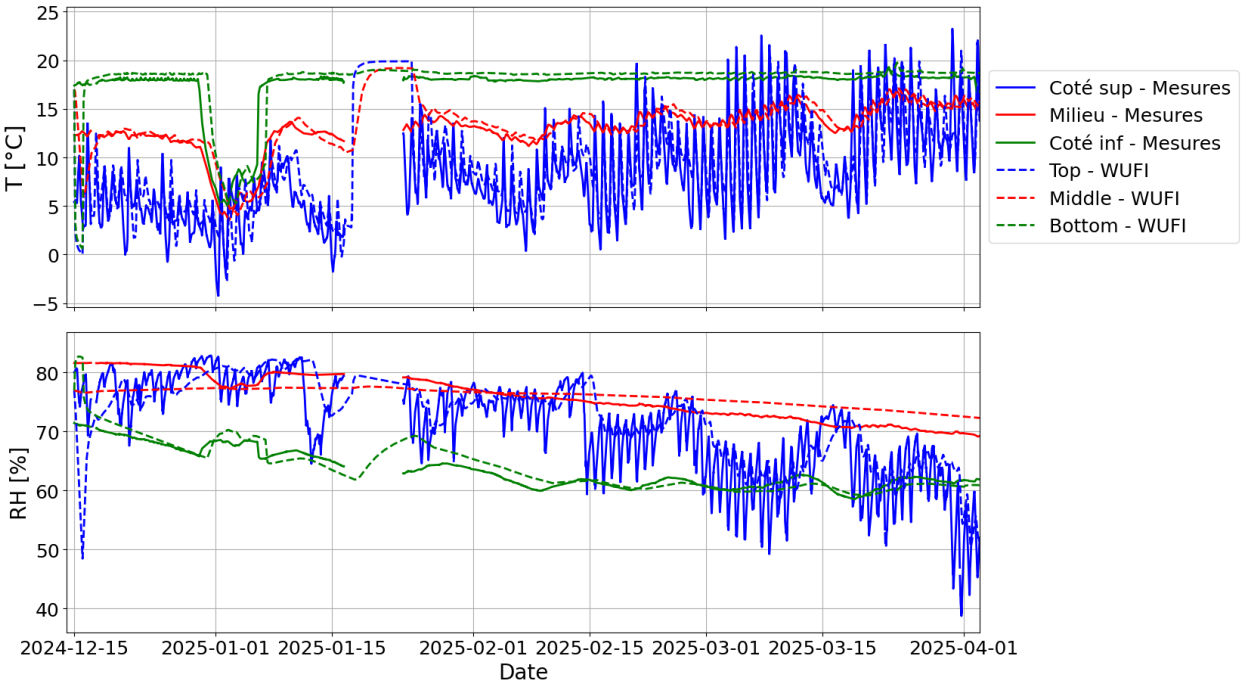


Figure 8 : Profils T et HR dans l'isolation : mesures réelles vs simulations

4.2. TENEUR EN EAU

La Figure 9 présente l'évolution temporelle de la teneur en eau massique du miscanthus pour la période hivernale entre le 15/12/2024 et le 31/03/2025. La courbe bleue correspond aux résultats numériques obtenus avec WUFI, tandis que la courbe rouge représente la teneur en eau expérimentale déduite des mesures d'humidité relative (moyennées à partir de l'humidité massique), via l'isotherme de sorption du matériau. Cette approche introduit des incertitudes liées à la mesure de l'humidité relative (incertitude de la chambre climatique $\leq \pm 2$ %), à la non-linéarité de l'isotherme (notamment aux fortes humidités), ainsi qu'à d'éventuels effets d'hystérésis et de dépendance à la température. Ces incertitudes sont généralement plus marquées dans les domaines de forte humidité relative ; toutefois, les conditions étudiées ici restent en dehors de cette plage. On observe que les ordres de grandeur sont comparables, avec une légère surestimation de la simulation par rapport aux mesures expérimentales. La courbe expérimentale présente des variations plus rapides, tandis que la simulation montre un comportement plus lissé. Les deux montrent une tendance à diminuer progressivement au cours du temps.

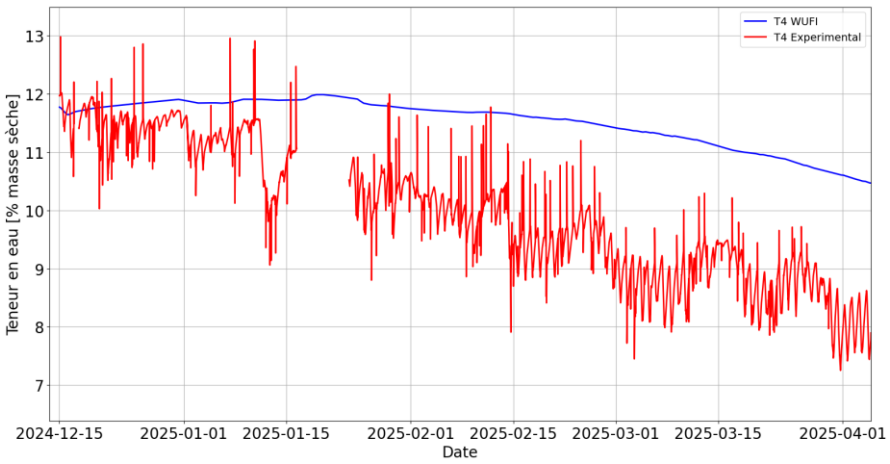


Figure 9: Teneur en eau totale expérimental vs numérique

5. CONCLUSION

Dans ce travail ont été évalué les performances hygrothermiques des granulats de miscanthus en vrac pour l'isolation thermique d'un comble perdu, en combinant mesures in situ et simulations numériques. Les résultats expérimentaux montrent un comportement thermique stable, avec une atténuation des variations jour/nuit au cœur de l'isolant et une humidité contrôlée, sans accumulation critique. Les pertes thermiques dominent la nuit tandis que, le jour, l'élévation de la température extérieure réduit ces déperditions. Le modèle numérique reproduit correctement les dynamiques observées, malgré une légère surestimation de la teneur en eau et des variations expérimentales plus rapides. Les résultats obtenus suggèrent une performance thermique satisfaisante et une régulation hygrique efficace, en accord avec les ordres de grandeur généralement observés pour des isolants conventionnels. Des travaux complémentaires sont nécessaires pour évaluer le comportement à long terme et analyser les variations de la teneur en eau dans différentes conditions climatiques et différentes saisons.

6. REMERCIEMENT

Le projet de recherche MATériaux Innovants à base de MIScanthus, dont fait partie cet article, a pu être réalisé grâce au soutien financier de la région Grand Est et du CEA, avec Novabiom comme fournisseur de miscanthus.

7. BIBLIOGRAPHIE

AFNOR (2007) *NF EN 15026 : Performance hygrothermique des composants et parois de bâtiment – Évaluation du transfert d'humidité par simulation numérique*. France.

Fraunhofer Institute for Building Physics. 2021. *WUFI Pro*. Version 6.8. Fraunhofer IBP. https://wufi.de/en/.

Lewandowski I, Clifton-Brown JC, Scurlock JMO, et al. (2000), *Miscanthus: European experience with a novel energy crop.* Biomass & Bioenergy 19: 209–227.

M.Y. Benariba, A.D. Tran Le, D.M. Nguyen, Y.F. Da Silva, O. Douzane, P. Perré, G. Promis, *Microstructural, physical and hygrothermal properties of miscanthus aggregates,* Constr. Build. Mater. 493 (2025). https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2025.143012.

Thomas Busser, Julien Berger, Amandine Piot, Mickael Pailha & Monika Woloszyn (2019) *Comparison of model numerical predictions of heat and moisture transfer in porous media with experimental observations at material and wall scales: An analysis of recent trends,* Drying Technology, 37:11, 1363-1395, DOI: 10.1080/07373937.2018.1502195

Simulation des performances de systèmes de ventilation en appartement appliqués aux contextes français et néo-zélandais

Anaïs Emery*[1,2], Yu Wang[3], Nolwenn Hurel[1], Gaelle Guyot[1], Valérie Leprince[1,4], Manfred Plagmann[3], Monika Woloszyn[2]

[1] Cerema, équipe de recherche BPE, 46 rue St Théobald, 38080, L'Isle-d'Abeau, France
[2] Univ. Savoie Mont Blanc, CNRS, LOCIE, 73000 Chambery, France
[3] Branz, 1222 Moonshine Road, Judgeford, Porirua, 5381, New Zealand
[4] Cerema, Direction Territoire et Ville, 2 rue Antoine Charial, 69426 Lyon, France

*** anais.emery@cerema.fr**

RESUME. La qualité de l'air intérieur dépend principalement du renouvellement d'air, qui est influencé par le type et la présence de ventilation mécanique, l'aération, l'étanchéité à l'air du bâtiment ainsi que par les conditions météorologiques. Les performances de quatre systèmes de ventilation dimensionnés selon la réglementation française (simple flux auto et hygroréglable) et la norme ASHRAE 62.2 (avec et sans entrées d'air) sont évaluées et comparées à des scénarios de renouvellement d'air par aération correspondant aux recommandations néo-zélandaises actuelles. Ces scénarios sont appliqués à deux contextes locaux : Lyon en France et Wellington en Nouvelle Zélande. La modélisation est réalisée grâce au logiciel aéraulique CONTAM pour un appartement T2 de 50m² et les indicateurs utilisés pour évaluer et comparer la qualité de l'air selon les différentes hypothèses sont ceux définis par l'IEA-EBC Annex 86. Les résultats démontrent l'efficacité des systèmes de ventilation pour améliorer la qualité de l'air dans différents climats, contrairement à l'aération quotidienne qui se révèle insuffisante.

MOTS-CLÉS : Ventilation, QAI, simulation CONTAM

ABSTRACT. Indoor air quality depends mainly on-air renewal, which is influenced by the type and presence of mechanical ventilation, ventilation, the airtightness of the building, and weather conditions. The performance of four ventilation systems designed according to the French regulation (single-flow, auto and humidity-controlled) and ASHRAE 62.2 (with and without air inlets) is evaluated and compared to ventilation scenarios corresponding to current recommendations New Zealand. These scenarios are applied to two local contexts: Lyon in France and Wellington in New Zealand. The modeling is carried out using CONTAM airflow software for a 50m² one-bedroom apartment, and the indicators used to evaluate and compare air quality according to the different assumptions are those defined by IEA-EBC Annex 86. The results demonstrate the effectiveness of ventilation systems in improving air quality in different climates, unlike the daily opening of windows, which proves to be insufficient.

KEYWORDS : Ventilation, IAQ, CONTAM simulation

1. INTRODUCTION

La qualité de l'air intérieur (QAI) est un facteur déterminant de la salubrité des bâtiments et de la santé des occupants, les environnements intérieurs représentant plus de 90 % du temps passé par la population (Klepeis et al. 2001). Les organismes de santé définissent progressivement des valeurs de référence sanitaire basées sur les niveaux de polluants pour caractériser et évaluer la qualité d'air des bâtiments, notamment pour des polluants bien identifiés tels que l'amiante ou le radon.(LigAir - Assoc. Surveill. Qual. Air En Région Cent.-Val Loire, s. d.) Toutefois, pour d'autres polluants dont les effets à long terme sont encore débattus, les seuils réglementaires et les exigences de ventilation varient fortement dans le temps.

Avec la réduction des sources de polluant, la ventilation constitue le principal levier de contrôle de la QAI dans les bâtiments résidentiels. En France, la ventilation permanente est obligatoire dans les logements, avec des débits réglementaires minimum imposés pour la ventilation mécanique contrôlée (VMC), tandis que dans d'autres pays, les exigences restent plus limitées ou peu explicitées dans les textes réglementaires. En particulier, la Nouvelle-Zélande n'impose pas de VMC, et le renouvellement d'air repose donc principalement sur l'aération avec une recommandation d'ouverture des fenêtres quotidienne pendant la saison hivernale. Dans ce contexte, la possibilité de transposer des obligations et des normes de ventilation développées dans d'autres pays, tels que la France ou les Etats-Unis, soulève des questions quant à l'influence des conditions climatiques et du niveau d'étanchéité à l'air sur la performance des systèmes de ventilation.

Cette étude propose une analyse comparative, par simulation numérique grâce au logiciel CONTAM, de la qualité de l'air intérieur d'un même appartement pour sept scénarios de renouvellement d'air, soumis aux contextes Néo-Zélandais et Français. L'objectif est d'évaluer la sensibilité des performances des systèmes au contexte et d'identifier les solutions les plus adaptées aux conditions néo-zélandaises, tout en questionnant l'importance du contexte dans le choix des systèmes et des débits de ventilation.

2. METHODOLOGIE

2.1. PRESENTATION DU CAS D'ETUDE

2.1.1. Configuration du modèle

Le cas d'étude, illustré Figure 1a est un appartement fictif de 50m² composé d'un séjour de 34m², une chambre de 10m² et une salle de bain de 6m² qui est un cas classique présenté dans la série de publication de l'AIVC VIP 48, en particulier le VIP 48.2 de la France (Leprince et al. 2024). Le logement est situé à un étage intermédiaire du bâtiment dans un angle de l'étage avec une hauteur de 2.5m. Le logement est occupé par deux adultes dont l'emploi du temps est ci-dessous, Figure 1b.

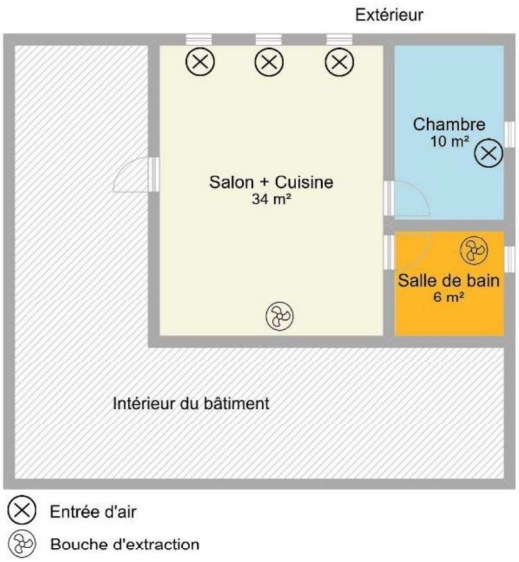


Figure 1a : Plan de l'appartement modélisé

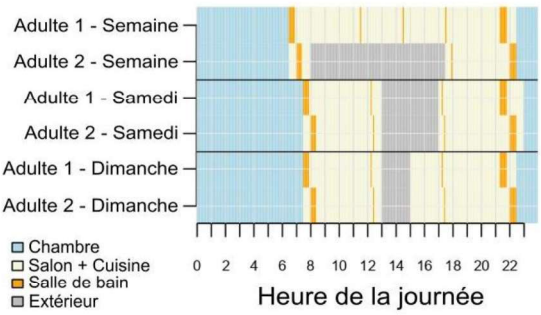


Figure 1b : Scénario d'occupation

Les contaminants simulés dans le modèle sont le formaldéhyde (HCHO), l'humidité (H_2O), le dioxyde de carbone (CO_2), le dioxyde d'azote (NO_2) et les particules fines ($PM_{2.5}$).

2.1.2. Configuration des scénarios de renouvellement d'air

Différents scénarios de renouvellement d'air ont été sélectionnés (cf Tableau 1), en s'appuyant sur les réglementations et normes françaises (*NF DTU 68.3 P1-1-2* 2017) et la norme américaine ASHRAE 62.2 (ASHRAE 2025) ainsi que la situation en Nouvelle-Zélande avec une absence de système de ventilation mécanique dans la plupart des logements et des recommandations de deux à trois aérations quotidiennes de 15 min réparties tout au long de la journée (9h30, 12h45,17h30).

Tableau 1: Tableau des débits de ventilation pour chaque scénario de renouvellement d'air (en m³/h)

Scénario	Nb aération journalière de 15min (fenêtres)	Débit d'entrée d'air		Débit d'extraction	
		Chambre	Salon	Cuisine	Salle de bain
Sans ouverture	0	-	-	-	-
2 aérations	2 (9h30 et 17h30)	-	-	-	-
3 aérations	3 (9h30, 12h45 et 17h30)	-	-	-	-
Simple flux autoréglable [1]	0	30	3 * 30	45/105	30/-
Simple flux hygroréglable B [2]	0	4-31/-	3 * 4-31/-	10-50/105	10-50/30
ASHRAE [1]	0	-	-	35/170	15/85
ASHRAE avec entrée d'air [1]	0	45	3 * 45	35/170	15/85

[1] en débit d'extraction : débit normal / débit en boost
[2] débit à 20Pa en entrée et débit d'extraction : débit minimal - débit maximal / débit en boost

2.1.3. Paramètres définissant les contextes locaux

Les conditions météorologiques modélisées sont les températures de l'air extérieur et du sol, la vitesse et la direction du vent, la pression atmosphérique, l'humidité relative, ainsi que les concentrations extérieures de CO_2, NO_2 et $PM_{2.5}$. A Wellington, les données des polluants extérieurs de NO_2 (moyenne de 9.15 µg/m³) et les $PM_{2.5}$ (moyenne de 5.73 µg/m³) sont ceux d'une station météo en centre-ville en 2024. Les données météorologiques sont issues du Typical Meteorological Year (TMY) de Wellington publié en 2024. Les données climatiques de la ville de Lyon issus d'une station ATMO proviennent d'une campagne de mesure de 2022 Lyon-Clermont en utilisant le pire scénario des polluants extérieurs (en moyenne 29.23 µg/m³ pour le NO_2 et 10.70 µg/m³ pour les $PM_{2.5}$). La même valeur de 420ppm pour le CO_2 est utilisée pour les deux contextes. De plus, le contexte local donne une perméabilité en $Q_{4Pa\text{-}surf}$ pour un appartement en France de 0.6 m³/h/m² en moyenne selon une base de données de perméabilité d'enveloppe du parc bâti récent français (Moujalled 2020) et de 3 ACH_{50} (équivalent en $Q_{4Pa\text{-}surf}$ à 0.97 m³/h/m²) pour la Nouvelle-Zélande, qui est la valeur cible recommandée par BRANZ (Overton 2020).

2.2. APPROCHE DE MODELISATION

La modélisation du bâtiment est réalisée à partir du logiciel CONTAM développé par le NIST, en s'inspirant des travaux de Poirier et al. (2024) pour la modélisation des composants hygroréglables. La modélisation est faite sur une année avec un pas de temps de 5 min. Les hypothèses considérées sont :

- Un appartement d'angle avec deux murs perméables en contact avec l'extérieur, soumis aux vents extérieurs, et deux murs perméables en contact avec les parties communes du bâtiment, qui sont aux mêmes conditions de température et concentrations que l'extérieur mais non soumises au vent.

- Toutes les portes sont fermées en continues avec un détalonnage intérieur de 1cm.
- Les réseaux de ventilation ne sont pas modélisés et sont donc considérés parfaitement étanches.
- La perméabilité de chaque mur est représentée par deux orifices à respectivement 1/3 et 2/3 de sa hauteur - soit à 0.83 et 1.67m du sol, pour la prise en compte du tirage thermique (Liddament 1996).
- L'ouverture des fenêtres est limitée à 30% qui est une valeur moyenne de Hostein et al. (2024)

Les émissions de contaminants du Tableau 2 viennent des données de Poirier et al. (2021) et du projet JUSTAIR de l'ADEME (Harrouz et al., 2026) :

Tableau 2 : Tableau des émissions de contaminants

Source	Réf	Contaminants	Emission	Durée
Respiration (adulte)	[a]	CO_2	18 L/h (éveillé), 15 L/h (endormi)	Continu
		Humidité	55 g/h (éveillé), 40 g/h (endormi)	
Mobilier	[a]	HCHO	18.9 µg/h/m²$_{sol}$	
Re-suspension sol	[b]	$PM_{2.5}$	0.00519998 /h/m² $_{sol}$	
Déposition murs	[b]	$PM_{2.5}$	0.00756 m/h/m² $_{murs}$	
Déposition sol	[b]	$PM_{2.5}$	0.75 m/h/m² $_{sol}$	
Cuisson	[a]	$PM_{2.5}$	1.26 mg/min	30 min (midi), 40 min (soir)
		Humidité	1512g/h	15 min (déjeuné)
			2268 g/h	30 min (midi)
			2844 g/h	40 min (soir)
Douche	[a]	Humidité	1440 g/h	2 * 10 min
Lave-linge	[a]	Humidité	252 g/h	2 * 2h
Séchage du linge	[a]	Humidité	136.8 g/h	2 * 11h

[a] Poirier et al. (2021) *[b] projet JUSTAIR (Harrouz et al., 2026)*

Le logiciel CONTAM donne l'humidité spécifique des pièces et pour récupérer l'humidité relative, la méthode de Dilley (1968) est utilisée pour la valeur de pression de vapeur saturante.

2.3. INDICATEURS DE QUALITE D'AIR ET VALEURS SEUILS

L'évaluation de la qualité de l'air intérieur repose sur des indicateurs quantifiables permettant de caractériser l'exposition des occupants et du bâtiment aux polluants. Les indicateurs choisis pour cette étude sont issus de l'IEA EBC, Annex 86 (Laverge et al. 2020) :

- Le DALY comme indicateur de l'impact sur la santé (Morantes et al. 2023)
- La plus haute moyenne des concentrations de polluants pour tous les occupants
- Le 95ème centile le plus haut cumulé sur 1h des concentrations de polluants pour les occupants
- Le plus haut dépassement moyen de CO_2 d'une pièce au-dessus de 1 000 ppm
- Le 95ème centile le plus haut cumulé sur 1h des concentrations de CO_2 pour toutes les pièces
- Les parts de temps où l'humidité est en dehors de l'intervalle [25 ;60%] et au-dessus de 70%

De plus en complément de ces indicateurs, des valeurs seuils, Tableau 3, sont mises en place pour analyser la qualité de l'air par rapport aux recommandations de l'OMS de 2005 (OMS 2005), de l'ANSES (ANSES 2018), de l'INRS(INRS, s. d.).

Tableau 3 : Tableau des seuils de référence pour les contaminants utilisés pour le code couleur du tableau 4 (vert : en dessous du seuil; rouge : au-dessus)

Contaminants	Seuil exposition courte	Seuil exposition longue	Référence
CO_2	5000 ppm	1500 ppm	INRS 2007
$PM_{2.5}$	25 µg/m³	10 µg/m³	OMS 2005
Formaldéhyde (HCHO)	100 µg/m³	10 µg/m³	ANSES 2018
NO_2	200 µg/m³	20 µg/m³	OMS 2005

Tableau 4 : Tableau des résultats des simulations pour différentes approches de renouvellements d'air pour les villes de Lyon et de Wellington (WLG)

Type	Ville	DALYs 100k [DALY]	Exposition moyenne [µg/m³]			95ème centile cumulé sur une heure [µg/m³]			ECO_2 [ppm] *	PCO_2 [ppm] **	$HR_{25,\ 60}$ [%] ***	HR_{70} [%] ****	EHL [kWh] *****	ACH [h^{-1}] ******
			$PM_{2.5}$	HCHO	NO_2	$PM_{2.5}$	HCHO	NO_2						
Sans ouverture	Lyon	12515	148,49	184,29	29,05	644,76	451,33	63,15	2702	12352	99,96	99,77	130,18	0,0477
	WLG	6664	89,78	33,87	8,86	587,09	213,41	45,81	537	3998	87,03	77,26	586,31	0,299
2 aérations	Lyon	10451	134,67	76,02	32,42	596,93	219,58	84,52	1513	8212	98,87	97,71	395,74	0,1294
	WLG	6356	86,48	26,18	9,03	563,17	153,73	48,28	501	3801	84,02	72,86	730,85	0,3719
3 aérations	Lyon	8721	111,68	63,26	32,15	577,04	192,93	82,46	1404	7873	96,46	93,6	504,09	0,1681
	WLG	5531	74,85	24,45	8,9	544,78	145,15	48,45	496	3772	81,79	68,13	785,5	0,406
Simple flux autoréglable	Lyon	3079	38,67	11,23	28,36	266,24	31,63	105,63	339	2354	57,36	42,88	1730,2	0,6533
	WLG	2336	31,18	8,42	8,8	219,51	27,49	54,04	194	2343	56,83	38,92	1761,04	0,951
Simple flux hygroréglable B	Lyon	3048	37,81	14,17	28,14	262,31	43,51	93,33	478	3660	57,72	41,51	1278,13	0,5989
	WLG	2388	31,62	10,47	8,75	233,25	36,27	52,03	304	2717	56,96	36,7	1434,61	0,8129
ASHRAE	Lyon	2847	34,91	14,25	28,12	230,32	24,93	96,3	481	3019	55,49	40,31	1422,07	0,5495
	WLG	2275	29,77	11,93	8,8	179,27	28,79	50,78	386	3090	58,14	38,65	1333,37	0,7107
ASHRAE avec entrée d'air	Lyon	2777	33,99	13,33	28,41	230,07	39,78	97,14	474	3174	56,61	42,48	1518,57	0,584
	WLG	1956	25,74	8,07	8,81	176,64	30,65	54,84	163	2206	53,13	35,81	1865,52	1,0333

** La plus haute moyenne d'exposition de CO_2 d'une pièce au-dessus de 1 000 ppm*
*** 95ème centile le plus haut cumulé sur 1h des concentrations de CO_2 pour toutes les pièces*
**** Part de temps où l'humidité est en dehors de l'intervalle [25 ;60%]*
***** Part de temps où l'humidité est au-dessus de 70%*
****** Consommation d'énergie pour la charge de chauffage lié au renouvellement d'air*
******* Renouvellement d'air par heure (mécanique et naturelle)*

3. RESULTATS

Cette section présente les résultats des simulations pour différents scénarios de renouvellement d'air et d'ouverture de fenêtres, évalués à travers plusieurs indicateurs de qualité de l'air intérieur. Les résultats sont analysés pour Lyon et Wellington et présentés Tableau 4.

3.1. SCENARIO D'OUVERTURE DE FENETRE

Le scénario sans ouverture de fenêtres conduit à des niveaux de contaminants, émis à l'intérieur, très préoccupants pour les deux villes. Cela est d'autant plus marqué pour le cas français (DALY deux fois plus élevé à Lyon), avec des vitesses de vent et un niveau de perméabilité plus faibles, alors que le renouvellement d'air repose uniquement sur les infiltrations. Les niveaux de NO_2 sont également plus importants à Lyon, liés uniquement aux concentrations extérieures ($9.15 < 29.23$ µg/m³ en moyenne).

L'introduction de deux et trois ouvertures de fenêtres quotidiennes permet de réduire significativement les expositions moyennes et les DALYs, traduisant une amélioration notable de la qualité de l'air intérieur. Néanmoins, les seuils sont encore très préoccupants pour le CO_2, les $PM_{2.5}$ et l'humidité relative ($HR_{70} > 90\%$ à Lyon), traduisant une inefficacité de l'ouverture ponctuelle des fenêtres pour le contrôle de ces contaminants.

3.2. SYSTEME SIMPLE FLUX AUTOREGLABLE

Le système simple flux autoréglable permet d'assurer un renouvellement d'air correct et en continue, maintenant des concentrations de CO_2, de $PM_{2.5}$, de HCHO et d'humidité nettement inférieures à celles observées dans les scénarios sans ventilation. Le DALYs est nettement améliorée, mais, les niveaux de $PM_{2.5}$et d'humidité restent toutefois préoccupants avec des moyennes au-dessus des seuils préconisés.

3.3. SYSTEME SIMPLE FLUX HYGROREGLABLE B

Le système de ventilation simple flux hygroréglable B permet par rapport à l'autoréglable de diminuer les débits de ventilation lorsque l'humidité est faible, dans un objectif de réduction de l'impact énergétique. En conséquence, le taux de renouvellement d'air (ACH) est légèrement inférieur, et l'évacuation des émissions constantes comme le formaldéhyde et le CO_2 est un peu moins efficace. Cependant, les pics d'émission de $PM_{2.5}$ coïncidant avec des pics d'humidité, les performances sont similaires, voire améliorée, pour ces deux contaminants.

3.4. ASHRAE

Les scénarios basés sur les recommandations ASHRAE présentent de meilleurs résultats pour les concentrations de $PM_{2.5}$, ce qui s'explique par des débits de pointe plus importants que pour les systèmes français. Même si les niveaux de HCHO, de NO_2 et d'humidité restent les mêmes, les pics de CO_2 sont globalement plus élevés que dans les cas autoréglable et hygroréglable, en raison de faibles débits en dehors des périodes de pointe notamment la nuit. L'ajout des entrées d'air améliore la qualité d'air même si les pics de HCHO se dégradent.

3.5. ANALYSE COMPARATIVE DES CLIMATS

Globalement, les systèmes de ventilation mécanique modélisés sont adaptés au contexte néozélandais, mais avec des différences observées. Les résultats montrent que le contexte de WLG conduit à des expositions et des niveaux d'humidité inférieurs à ceux du contexte lyonnais, en particulier dans les scénarios sans ventilation. L'impact du climat et de la perméabilité de l'enveloppe sur le

renouvellement d'air (ACH) est présenté au tableau 5. Les écarts d'ACH entre Lyon et Wellington sont principalement dus aux différences de condition de vent, avec une vitesse moyenne de 3.14 m/s à Lyon contre 9.76 m/s à Wellington. Cette différence accroît les infiltrations à travers les défauts d'étanchéité, effet d'autant plus marqué lorsque la perméabilité est élevée. Avec une perméabilité de 0.97, le climat venteux de Wellington crée des écarts importants par rapport à celui de Lyon, avec un facteur de 3.88 lorsque seules les infiltrations renouvellent l'air, 2.14 avec ouverture de fenêtres, et 1.43 avec une VMC.

Tableau 5 :Tableau de l'ACH de l'appartement en fonction de la perméabilité de l'enveloppe et du contexte climatique

Perméabilité ($m^3/h/m^2$)	Climat	ACH		
		Sans ouverture	Avec 3 ouvertures	Système Auto
0.6	Lyon	0,0477	0,1681	0,6533
0.97	Lyon	0,0771	0,1836	0,664
0.6	WLG	0,1843	0,2764	0,8386
0.97	WLG	0,2991	0,4062	0,9512

3.6. LIMITES DE L'ETUDE

Cette étude repose sur des hypothèses simplificatrices. Les échanges d'air avec les logements situés au-dessus et en-dessous ne sont pas pris en compte, et les murs donnant sur les parties communes sont supposés avec la même perméabilité que pour les murs extérieurs. Les résultats n'ont pas été validés expérimentalement pour cette configuration.

L'appartement utilisé dans cette simulation a une superficie de 50 m², n'est pas représentatif d'un appartement typique à Wellington. Les résultats présentés sont basés sur une analyse sur une année complète ; cependant, l'hypothèse selon laquelle les fenêtres sont ouvertes 2 à 3 fois par jour pendant 15 minutes peut ne pas être valable tout au long de l'année en Nouvelle-Zélande, en particulier quand les conditions ambiantes sont favorables.

Enfin, l'absence de couplage thermique (température intérieure constante à 20 °C) et de modélisation de la condensation et du tampon hygroscopique simplifie le modèle et peut expliquer certains résultats, notamment les niveaux élevés d'humidité relative.

4. CONCLUSION

Les résultats montrent que l'absence de VMC entraine une dégradation importante de la qualité de l'air intérieur pour les deux climats, et ce même dans le cas de trois ouvertures quotidiennes des fenêtres, avec une détérioration encore plus marquée pour le contexte lyonnais présentant des vents plus faibles.

L'influence du contexte local sur la QAI est mise en évidence dans cette étude, soulignant l'impact de la pollution extérieure, notamment pour le NO_2, les vitesses de vent, et la perméabilité de l'enveloppe. Il apparaît que les scénarios d'ouverture des fenêtres choisis ne suffissent pas à garantir une QAI correcte pour ces niveaux d'étanchéité et de vent. En revanche, l'ajout d'une VMC quel que soit le type, améliore nettement la qualité de l'air, avec des performances similaires entre systèmes, malgré des concentrations en $PM_{2.5}$ dépassants le seuil d'exposition de 10 µg/m³.

En perspective, d'autres climats et contextes pourraient être étudiés en intégrant divers scénarios issus d'autres recommandations et normes, ainsi que des stratégies d'ouverture de fenêtres différentes. De futures études porteront sur d'autres configurations d'appartements et types de bâtiments (bureau, maison, appartement traversant). Une étude paramétrique complémentaire permettrait d'étudier la

sensibilité des résultats aux diverses hypothèses notamment l'ouverture de fenêtre et les paramètres d'émission de contaminants.

5. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient Tremplin Europe et International, la Région Auvergne Rhône-Alpes (Grant No. 2401085101-8811) et le New Zealand Building Research Levy (Grant No. MR15537) pour le financement de ces travaux.

6. BIBLIOGRAPHIE

American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers. 2025. *ASHRAE 62.2-2025*.

ANSES. 2018. *Avis et rapport de l'Anses relatif à la mise à jour des valeurs guides de qualité d'air intérieur – Formaldéhyde*. Rapport d'expertise collective. https://www.anses.fr/system/files/AIR2017SA0041Ra.pdf.

Dilley, A. C. 1968. « On the Computer Calculation of Vapor Pressure and Specific Humidity Gradients from Psychrometric Data ». Journal of Applied Meteorology and Climatology. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 717-19.

Harrouz, Jean-Paul, Bassam Moujalled, Nolwenn Hurel, et al. s. d. « Développement d'un modèle numérique par couplage CONTAM-TRNSYS et confrontation expérimentale ». Article de colloque presenté sur IBPSA France 2026 - Résumé accepté.

Hostein, Mathilde, Marjorie Musy, Bassam Moujalled, et Mohamed El Mankibi. 2024. « Generating meteorological files of future climates with heatwaves in urban context to evaluate building overheating: An energy-efficient dwelling case study ». *Building and Environment*.

INRS. s. d. « Dioxyde de carbone - Valeurs limites d'exposition professionnelle (VLEP) - Substances chimiques ». https://www.inrs.fr/publications/bdd/vlep/SubstanceVLEPAG.html?refINRS=VLEP_SUBSTANCE_144

Klepeis, Neil E., William C. Nelson, Wayne R. Ott, et al. 2001. « The National Human Activity Pattern Survey (NHAPS): A Resource for Assessing Exposure to Environmental Pollutants ». *Journal of Exposure Science & Environmental Epidemiology* 11 (3): 231-52. https://doi.org/10.1038/sj.jea.7500165.

Laverge, Jelle, Benjamin Jones, Päwel Wargocki, et Gabriel Rojas. 2020. « IEA-EBC Annex 86 — Energy Efficient Indoor Air Quality Management in Residential ». https://annex86.iea-ebc.org/.

Leprince, Valérie, Laure Mouradian, et Gaëlle Guyot. 2024. « Trends in Building Ventilation Requirements and Inspection in France ». *AIVC 48*, novembre 28.

Liddament, Martin W. 1996. *A Guide to Energy Efficient Ventilation*. Technical Note / AIC, Ventguide-1996. Air Infiltration and Ventilation Centre.

Lig'Air - Association de Surveillance de La Qualité de l'air En Région Centre-Val de Loire. s. d. « Les Lignes Directrices de l'OMS ». Consulté le 28 janvier 2026. https://www.ligair.fr/comprendre/reglementation/les-lignes-directrices-de-loms.

Morantes, Giobertti, Benjamin Jones, Max Sherman, et Constanza Molina. 2023. « Full Article: A Preliminary Assessment of the Health Impacts of Indoor Air Contaminants Determined Using the DALY Metric ». *International Journal of Ventilation*

Moujalled, Bassam. 2020. *Enveloppe des bâtiments & réseaux de ventilation*. 2020.

NF DTU 68.3 P1-1-2. 2017. novembre. https://cobaz.afnor.org/notice/norme/nf-dtu-683-p1-1-2compil-1/FA192906?rechercheID=40102688&searchIndex=4&activeTab=all.

OMS. 2005. *Air quality guidelines: global update 2005 — Particulate matter, ozone, nitrogen dioxide and sulfur dioxide*.

Overton, Greg. 2020. « Airtightness of Apartments ». Ventilation. *Build 180*, novembre, 72-75.

Poirier, Baptiste, Gaelle Guyot, et Monika Woloszyn. 2024. « Uncertainty quantification: For an IAQ and energy performance assessment method for smart ventilation strategies ». *Building and Environment* 266

Poirier, Baptiste, Gaëlle Guyot, Monika Woloszyn, Hugo Geoffroy, Michel Ondarts, et Evelyne Gonze. 2021. « Development of an assessment methodology for IAQ ventilation performance in residential buildings: An investigation of relevant performance indicators ». *Journal of Building Engineering*

Analyse de l'efficacité de deux mécanismes conjoints de flexibilité des charges pilotables et non pilotables au sein d'un foyer en autoconsommation avec batterie stationnaire

Jérôme Ferrari[1*], Benoit Delinchant[1], Yves Maréchal[1], Rémy Rigo-Mariani[1], Frédéric Wurtz[1]

*[1] Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP**, G2Elab, 38000 Grenoble, France*

*** Institute of Engineering Univ. Grenoble Alpes.*

*jerome.ferrari@g2elab.grenoble-inp.fr

RESUME. Dans le contexte de la transition énergétique, l'autoproduction couplée avec de la revente du surplus d'électricité produite est en pleine essor. Cependant, ce dispositif est inaccessible aux auto-constructeurs et le prix de rachat de l'électricité devient de moins en moins attractif. Dans ce contexte, des solutions de stockage du surplus de production par batterie stationnaire ont émergé. Cet article présente les résultats d'une étude menée par l'Observatoire de la Transition Energétique (OTE) sur l'efficacité de deux mécanismes conjoints de flexibilité pour l'autoconsommation des charges pilotables et non pilotables. Le premier mécanisme exploite le pilotage par règle d'un stockage, et le deuxième met en œuvre l'incitation des occupants à adapter l'utilisation des appareils non pilotable. Les résultats montrent qu'une autoconsommation de 100% est atteignable même avec une batterie non surdimensionnée grâce à l'action conjointe des deux mécanismes. Malgré cela et la mise en place d'un tarif incitant à la flexibilité, la rentabilité économique n'est pas encore atteinte au prix actuel du stockage.

MOTS-CLÉS : batterie stationnaire, optimisation, transition énergétique

ABSTRACT. With the energy transition underway, more and more users are investing in local generation capacities such as solar panels for self-consumption, while selling any surplus electricity back to the distribution grid. However, this setup is still out of reach for self-builders, and the feed-in tariff paid for surplus electricity keeps decreasing. As a result, storing excess production with home batteries is becoming an attractive alternative. This article presents the results of a study conducted by the Energy Transition Observatory (OTE) in France, which investigated two flexibility strategies to improve self-consumption and further reduce electricity bills. The first strategy relies on simple rule-based home battery control, while the second encourages occupants to adjust how and when they use certain appliances. The results show that it is possible to reach 100% self-consumption without needing an oversized battery system, thanks to the combination of these two approaches. However, even with a pricing scheme that encourages flexibility, the system is still not economically viable at current battery costs.

KEYWORDS : stationary battery, optimization, energy transition.

1. CONTEXTE DE L'ETUDE

1.1. CONTEXTE SOCIETALE DE TRANSITION

Dans le contexte de la transition énergétique et écologique, les particuliers se tournent de plus en plus vers une production individuelle de leur électricité via l'installation de panneaux photovoltaïques. En cas de surplus d'électricité produite, la rentabilité des équipements peut être améliorée avec la revente via le dispositif d'obligation d'achat. Cependant, ce dispositif est inaccessible aux auto-constructeurs et le prix de rachat de l'électricité diminue au fil des années rendant celui-ci de moins en moins attractif. Dans ce contexte, des solutions de stockage du surplus de production par batterie stationnaire émergent, car facilement installable à l'instar des panneaux photovoltaïques (solution à base de batterie de voiture de seconde vie, batterie portable ou nomade, …). En Europe, fin 2025, le stockage résidentiel (< 20 kWh) représentait 56 % de la capacité totale de batterie installée en Europe, même si les systèmes de grosse capacité connaissent une croissance forte depuis quelques années avec notamment la fourniture de services de régulation de fréquence [Ref1] et [Ref2]

1.2. CONTEXTE ET OBJECTIF DE L'ETUDE

Nous avons choisi comme lieu d'expérimentation pour notre étude une habitation-plateforme nommée Expé-Smarthouse. Il s'agit d'un foyer de 120 m² instrumentée depuis 2019 avec environ 400 points de mesures (électricité, gaz, eau, confort, …) où vit une famille de 5 personnes. Cette plateforme a été créée afin de permettre de suivre le comportement des usages dans la durée avec une finesse temporelle et spatiale allant du comportement général (i.e. la courbe consommation électrique agrégée) jusqu'à l'appareil individuel (i.e.. électroménager, multimédia, etc.) et dont les données sont publiées en open data sur la plateforme recherche.data.gouv. [Ref3]. Pour cet article, nous utilisons les données des années 2021 à 2024 (2021-2022 pour la préanalyse et 2023-2024 pour l'étude).

L'objectif de notre étude est de dimensionner et de piloter une solution de stockage électrochimique car le foyer possède des panneaux photovoltaïques d'une puissance totale de 2,4kWc installés en auto-construction excluant la revente ainsi qu'une chaudière au gaz récente pour la production de chauffage et d'eau chaude sanitaire. Pour information, une première étude avait été menée afin d'ajouter un ballon thermodynamique additionnel dans le but de stocker sur forme thermique les surplus de production mais celle-ci n'a pas aboutie à cause de l'encombrement de la solution proposée.

Pour cet article, dans un premier temps, nous allons présenter une analyse de la structure existante afin de dimensionner la solution, puis nous aborderons les mécanismes d'optimisation choisis. Pour finir, nous analyserons les impacts comportementaux et financiers suite à la mise en place de la solution.

1.3. ANALYSES DE LA STRUCTURE EXISTANTE

1.3.1. Analyse de la consommation et de la production

La première étape fut de calculer à partir des données historiques la courbe moyenne journalière des différentes puissances : consommation (2021 et 2022) ; production (2022) ; vue par le Linky (2022). Pour la consommation, nous pouvons observer (Figure 1) que l'ajout des panneaux photovoltaïques en 2022 n'a pas influencé les habitudes de consommation des habitants. En particulier, il n'y a pas en moyenne d'augmentation significative de la consommation en milieu de journée afin de maximiser l'autoconsommation du solaire (et in fine réduire la facture d'électricité). Cela pourrait s'expliquer par des habitudes suivant déjà un rythme d'activité diurne et non influencé par une tarification de type heures creuses/heures pleines. Nous avons également calculé un taux annuel moyen d'autoconsommation[1] de 69%, d'autoproduction[2] de 42% et de couverture production/consommation de 91% avec une réinjection moyenne journalière sur le réseau de 3,5kWh (avec des pics à 6,5kWh en été).

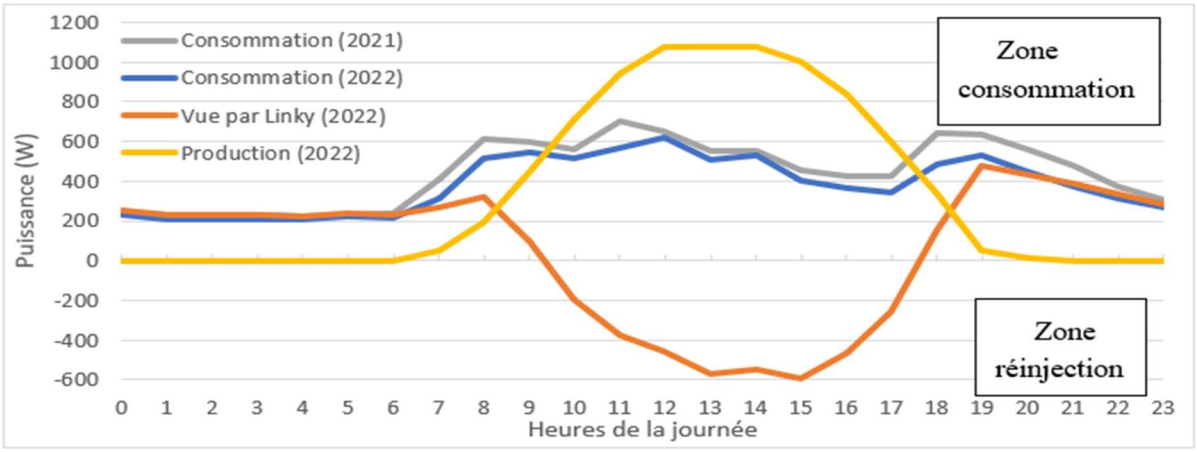


Figure 1 : Comportement électrique moyen sur une journée

[1] l'autoconsommation correspond à la part de production locale qui est consommée localement
[2] l'autoproduction correspond à la part de consommation locale qui est couverte par de la production locale

1.3.2. Types de Charges Résidentielles

Les charges sont catégorisées, selon le potentiel de flexibilité : ND : non déplaçable ; P : départ programmable ; NP non programmable. Dans la suite, nous ne considérons pas les charges non déplaçables et de puissance non significatives (eg. éclairage, produit brun et petit électroménager) [Ref4] et nous garderons seulement pour observation les charges suivantes : plaques à induction (ND), micro-ondes (ND), four (NP), lave-vaisselle (P), lave-linge (P) et sèche-linge (NP).

Nous pouvons noter le cas particulier du sèche-linge sur deux aspects :

- Du point de vue de la saisonnalité, il s'agit du seul appareil impactant la consommation (séchage sur étendage l'été) et car la maison est chauffée via une chaudière au gaz (pas d'influence de chauffage électrique).
- Il a été classé comme non programmable, car dépendant de la fin du cycle du lave-linge pour pouvoir transférer le linge d'une machine à l'autre.

La Figure 2 représente pour chaque charge le calcul des courbes sur 24h des puissances moyennes horaires de chaque jour pour l'année 2022 et montre bien un comportement diurne de la consommation.

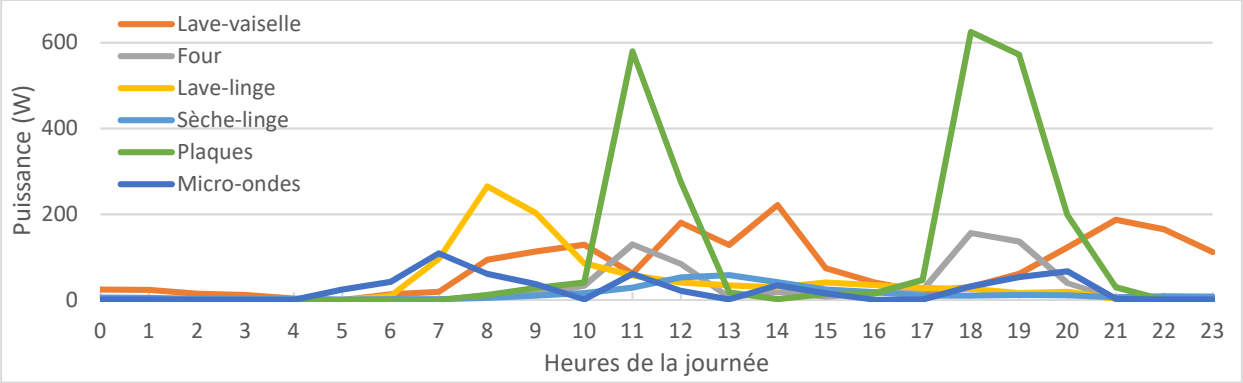


Figure 2 : Profil de puissance électrique moyen des appareils monitorés sur une journée

2. METHODOLOGIES

Dans cette partie, nous présentons l'architecture électrique de l'expérimentation puis nous aborderons les deux mécanismes utilisés afin d'optimiser la solution en alliant un pilotage automatisé et une incitation des occupants au décalage des usages. L'offre d'électricité choisie est le contrat Tempo où la tarification évolue en fonction de trois types de jours identifiés par une couleur et subdivisé en périodes heures creuses (22h-6h) et heures pleines (6h-22h) répartis sur l'année : 300 jours bleus, 43 jours blancs et 22 jours rouges (pour information, les jours rouges sont répartis du 1er novembre au 31 mars). Ce choix a été fait car ce contrat présente des écarts importants entre les différentes périodes tarifaires le composant. Pour exemple, en 2026, l'écart de tarif entre période « heures creuses bleues » et période « heures creuses rouges » est égal 5,33 (13,25c€ttc/kWh contre 70,60c€ttc/kWh). [Ref5].

2.1. ARCHITECTURE ELECTRIQUE

Suite à l'analyse préalable, nous avons fait le choix d'ajouter à l'installation existante un système de stockage composé d'un onduleur/chargeur couplé à un pack de batterie de type LFP (Lithium Fer Phosphate) d'une capacité de 7,2kWh dont la capacité minimale $CapMin_{Batterie}$ de 5,6kWh avait été calculée via l'équation (1) qui inclut comme hypothèse « aucune production photovoltaïque pendant les jours rouges ».

$$CapMin_{Batterie} = \frac{\overline{P_{totaleHP}} * nb_{HPparjour} - \sum \overline{Conso_{appareils(P)+(NP)}}}{Max_{décharge}} \quad (1)$$

- $\overline{P_{TotaleHP}}$: Puissance moyenne de tous les consommateurs sur le créneau des heures pleines pour une journée moyenne de 2022 = **475W**
- $nb_{HP\ par\ jour}$: Nombre d'heures dans un créneau « Heures pleines » = **16h**
- $\sum \overline{Conso}_{Appareils(P)}$: Somme de la consommation moyenne des appareils programmables pour une journée moyenne de 2022 = **1700Wh**
- $\sum \overline{Conso}_{Appareils(NP)}$: Somme de la consommation moyenne des appareils non programmables pour une journée moyenne de 2022 = **1360Wh**
- $Max_{décharge}$: Taux de décharge maximal autorisé (80%) = **0,8**

L'architecture électrique choisie pour cette étude est illustrée par le schéma structurel ci-après (Figure 3). En termes de pilotage et de monitoring, le cœur du système est basé sur une Raspberry pi équipée du contrôleur domotique Jeedom et d'un broker MQTT permettant une interopérabilité des équipements (capteurs globaux et individuels + onduleurs). Afin de connaitre la tarification actuellement appliquée ainsi que la couleur du lendemain, nous utilisons l'émetteur radio Linky (ERL) Winky développé au sein du G2Elab et se connectant sur la prise TéléInfoClient (TIC) du Linky. [Ref6]

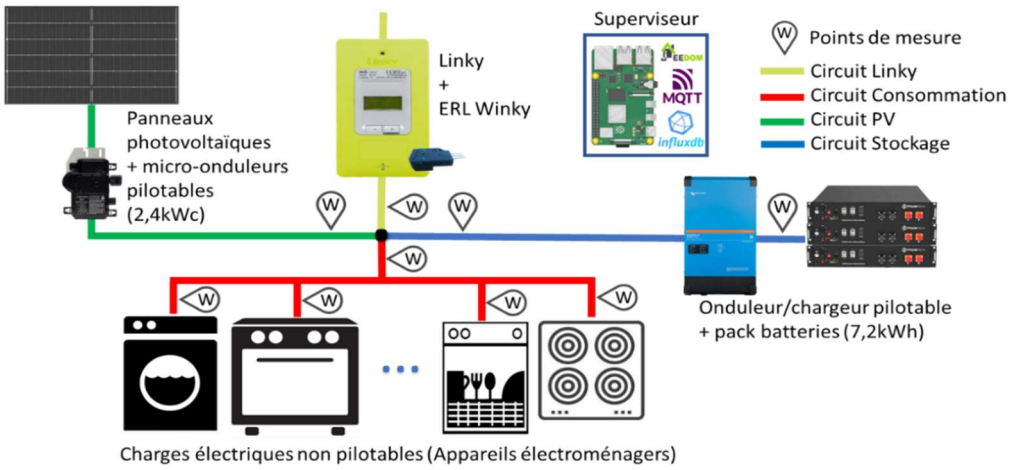


Figure 3 : Système considéré

2.2. PREMIER MECANISME D'OPTIMISATION, LE CONTROLEUR A BASE DE REGLES

Nous présentons ici les règles appliquées sur le photovoltaïque et le stockage afin de maximiser l'utilisation de la batterie. Elles sont exécutées automatiquement par le système.

- **Règle Photovoltaïque** : La réinjection sur le réseau n'est jamais limitée quel que soit la puissance vue par le Linky ou l'état du SOC (State Of Charge) du stockage.
- **Règles Stockage** :
  - **Règle S1** : Chaque jour à 6h15, juste après le passage en heures pleines et quelle que soit la couleur du jour, la consigne de SOC minimal à ne pas descendre en dessous est fixée à 20% et l'objectif du zéro watt vu par le Linky est activé. Le but principal est de stocker les éventuels surplus de production et de compenser tout déficit de génération locale afin de minimiser l'achat d'énergie – i.e. autoproduction maximum.
  - **Règle S2** : Chaque jour à 22h30, seulement si un jour rouge ou blanc est annoncé pour le lendemain (la prochaine période heures pleines), l'objectif du zéro watt vu par le Linky est désactivé et la consigne de SOC minimal est fixée à 100% (le but est de forcer l'onduleur à démarrer la recharge de la batterie) sinon la règle S1 reste en place.

2.3. MECANISME D'INTERACTIONS PAR SIGNAUX INCITATIFS OU NUDGES

Afin de provoquer un décalage volontaire de la consommation par les habitants en fonction de la situation actuelle ou future, nous avons mis en place trois types de signaux incitatifs (prévisionnel, rappel, temps réel) utilisant différents supports (Figure 4).

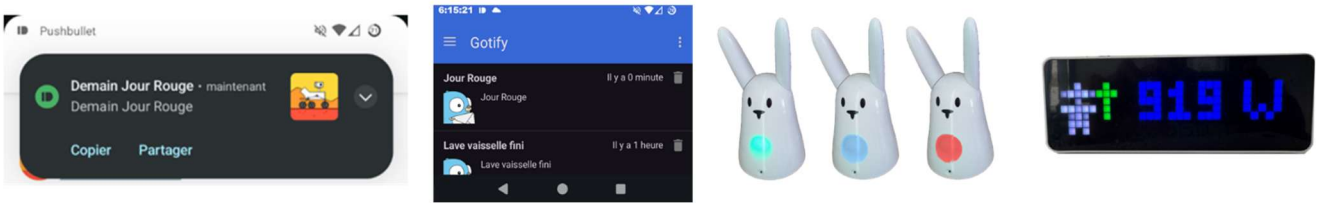


Figure 4 : Supports de nudges de gauche à droite (Pushbullet, Gotify, Nabaztag, Awtrix)

- **Nudge prévisionnel (Pushbullet)** : La couleur du lendemain est envoyée à midi les veilles de jours blancs ou rouges via la messagerie Pushbullet afin de permettre aux habitants de planifier leur décalage. Cette information est récupérée via l'API Enedis. Cependant, durant l'expérimentation, en raison de la charge mentale importante induite, les alertes prévisionnelles des jours blancs ont été supprimées, bien trop fréquentes et sans réel apport.
- **Nudge de rappel (Gotify)** : La couleur du jour est envoyée chaque jour à 6h15 via un serveur Gotify qui sert également de journalisation des activités de la maison pour les participants. Cette information est fournie directement par le Linky via l'ERL Winky.
- **Nudges temps réel** : Ces nudges ont été mis en place pour une visualisation en temps réel de l'état de la balance production/consommation afin d'aider les habitants sur une prise de décision immédiate ou future. La composition de la famille participante étant de deux adultes et trois enfants, deux types de nudges temps réel ont été développés :
  - **Type néophyte (Nabaztag)** : Ce type s'adresse aux enfants afin de rendre l'information simple et compréhensible au travers de trois couleurs (Vert = stockage plein réinjection sur le réseau ; Bleu = à l'équilibre ; Rouge = stockage vide + import)
  - **Type avertie (Awtrix)** : Ce type s'adresse aux adultes et fourni diverses informations supplémentaires (niveau de stockage, import/export, production, ...)

3. RESULTATS

3.1. COMPORTEMENT DU POINT DE VUE DE LA CONSOMMATION.

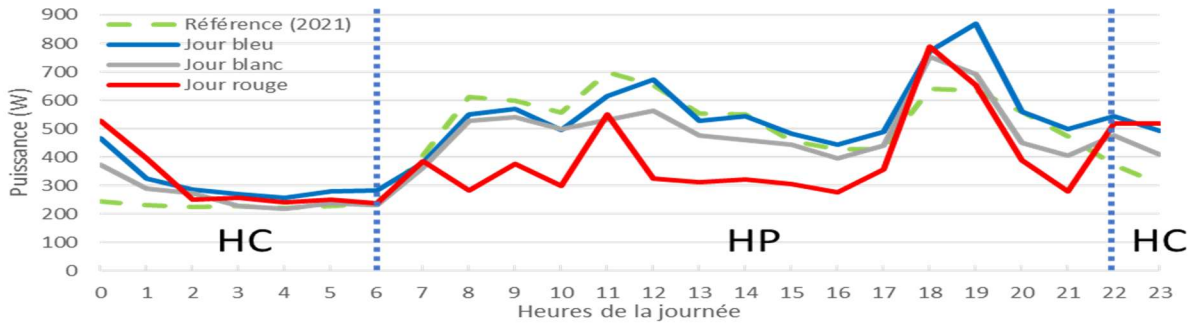


Figure 5 : Consommation réelle des charges pour un jour moyen, par type de tarif du jour

Du point de vue de la consommation, nous observons sur le graphique (Figure 5) une réduction significative des consommations sur le créneau heures pleines des jours rouges comparées à la courbe de référence de 2021, excepté sur les créneaux des repas. On remarque une augmentation sur le créneau

22h-2h, quel que soit le type tarif de la journée, ce qui correspond au décalage des appareils programmables montrant une réelle implication des habitants dans la maitrise de leur consommation énergétique. Il faut noter qu'un effet de lissage apparait sur les moyennes des jours bleus à cause des absences (vacances, week-end,…) et du fait que l'on observe les données sur une année complète.

3.1.1. Analyse des appareils de cuisson.

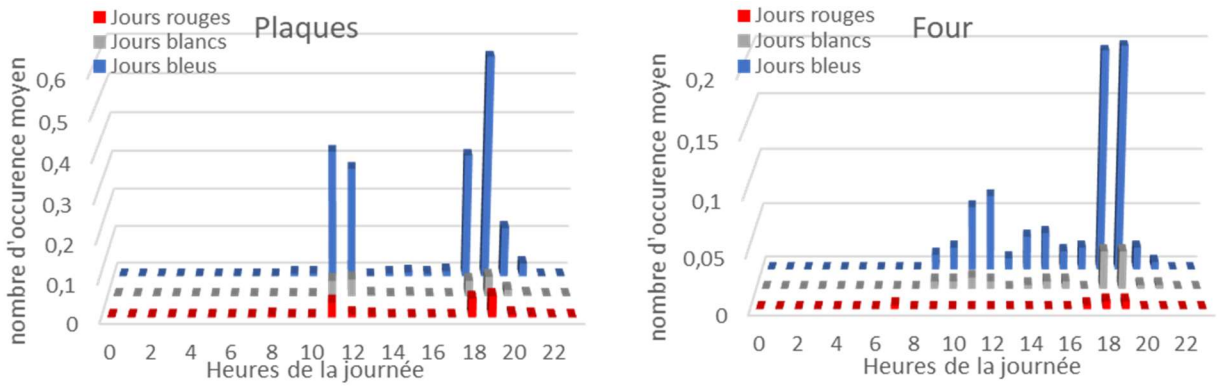


Figure 6 : Utilisation pour un jour moyen des appareils de cuisson (gauche : plaques induction, c droite : four)

Comme nous avons pu l'observer sur la courbe de consommation globale, les créneaux de préparation des repas ne sont pas décalés. Cependant, nous avons pu observer sur les graphiques de chaque appareil (Figure 6) lors des jours rouges, les habitudes changent avec une réduction prononcée de l'utilisation du four et des plaques de cuissons au bénéfice du micro-ondes. Cela s'explique par la préparation en avance de plats cuisinés en prévision de ceux-ci. Ce comportement nous a permis de créer une nouvelle catégorie nommée « Substituable (S) » pour caractériser les charges.

3.1.2. Analyse des appareils électroménager

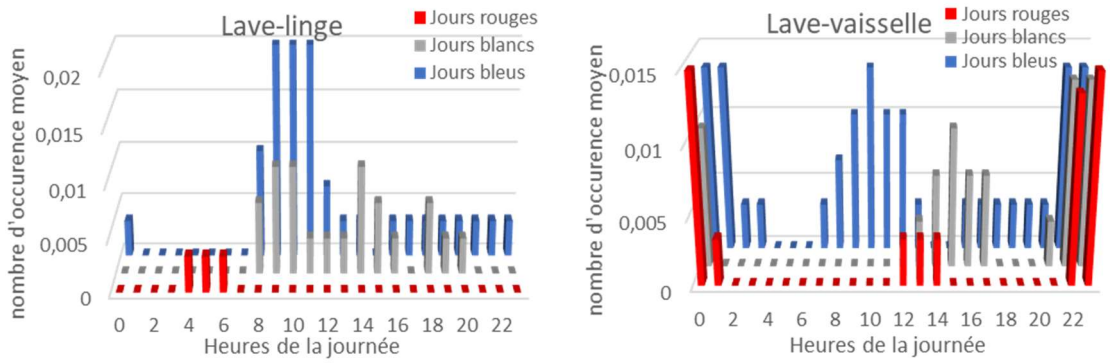


Figure 7 : Utilisation pour un jour moyen des appareils électroménagers (gauche : lave-linge, droite : lave-vaisselle)

Au niveau des appareils de lavage (programmables), nous pouvons observer deux comportements sur les graphiques (Figure 7). Le premier est le décalage voire la réduction des consommations lors des jours rouges et le second montre les phases où les habitants se calent sur la production photovoltaïque pour lancer leurs appareils lors des jours bleus et blancs.

3.2. COMPORTEMENT DU POINT DE VUE DE LA BATTERIE.

Nous pouvons observer sur le graphique (Figure 8) que la batterie suit les règles fixées avec une recharge amorcée vers 22h et un ordre de décharge vers 6h. Nous observons également l'absorption des surplus de production sur les jours bleus et blancs montrant que les alertes pour ceux-ci peuvent être désactivées. Vers la fin de l'étude, nous avons effectué un travail d'amélioration de la règle S2 avec l'ajout d'une limitation du courant de recharge. En effet, en augmentant la durée de la charge pour

prendre en compte le point où le rendement du chargeur est maximal (0,906 à 823W), nous avons pu économiser 550Wh par recharge et par la même occasion éviter le point de cyclage de la batterie.

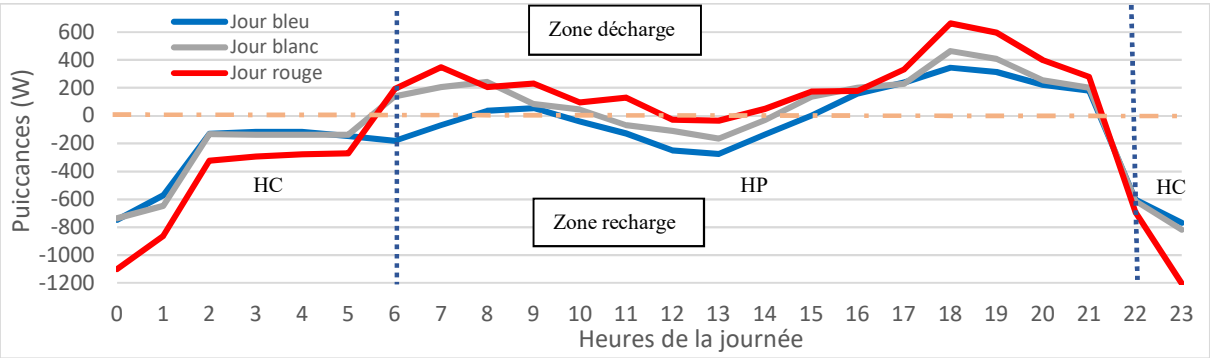


Figure 8 : Comportement du stockage pour un jour moyen, par type de tarif du jour

3.3. COMPORTEMENT DE L'INSTALLATION DU POINT DE VUE RESEAU

Du point de vue du réseau (i.e. les profils de puissance échangée au niveau du compteur), nous observons sur les graphiques (Figure 9) un effacement quasi-total de l'habitation lors de la période « heures pleines » des jours rouges et une autoconsommation à 100% car plus aucune réinjection comparée à l'année 2022. Fait intéressant, nous pouvons noter que pour les jours blancs, la courbe est identique à celle des jours bleus au lieu d'être identique aux jours rouges. Cela montre l'efficacité du « Nudging » car la seule différence entre les jours rouges et blancs est la désactivation des alertes pour les jours blancs (le pilotage de la batterie étant identique pour les deux types de jour).

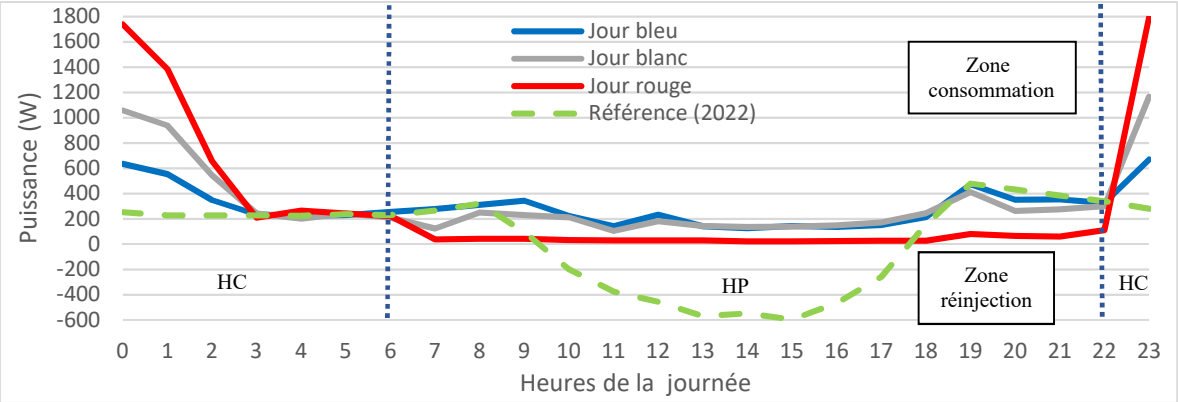


Figure 9 : Consommation vue par le réseau d'un jour moyen du foyer, par type de tarif du jour

3.4. ANALYSE FINANCIERE

Du point de vue financier, le Tableau 1, illustre que :

- Le passage du tarif « Base » au tarif « Tempo » couplé seulement à un système d'incitation permet à lui seul de faire une économie de quasiment 21% sur la facture d'électricité (hors abonnement) avec effort monétaire nul (pas besoin de matériel en plus).
- L'ajout d'un stockage avec un pilotage associé à une production photovoltaïque ne rajoute que deux ans en termes d'amortissement. Cela est dû au fait que le prix de l'installation est quasiment compensé par l'augmentation de l'autoconsommation du foyer. Cependant, en l'état actuel, si nous prenons la durée de vie d'une batterie (estimée à 6000 cycles) avec pour hypothèse d'un cycle de décharge par jour (quel que soit le type de jour ou la saison), ce système ne permettra de tenir la durée des 17 ans et donc économiquement pas rentable. Cette conclusion est à pondérer avec l'évolution du prix du stockage et de l'électricité.

	Tarif Base	Tarif Tempo + incitations	Tarif Tempo + incitations + PV	Tarif Tempo + incitations + PV + stockage
Consommation €ttc/an hors abonnement	942.80	743.07	520.91	407.92
Prix installation € (actualisé 2025)	N.A.	N.A.	3315	3315+2375
Amortissement en années par rapport à Tempo + incitations	N.A.	N.A.	14.92	16.97

Tableau 1 : Résultat sur la facture d'électricité (sans revente sur le réseau)

4. CONCLUSIONS

Dans cet article, nous avons montré qu'il est possible d'atteindre une autoconsommation de 100% journalier même avec une batterie non surdimensionnée grâce à l'action conjointe d'un pilotage par règle d'une solution de stockage et l'ajout d'incitation aux occupants à décaler l'utilisation des appareils non pilotables. Nous pouvons noter que l'avenir de ce dispositif est corrélé à la barrière financière de la technologie.

Pour finir, nous pouvons souligner que la partie incitation à elle seule couplée avec un contrat adéquat permet d'obtenir une réduction d'environ 20% sur la facture annuelle. Cela peut être une solution à court terme pour les ménages modestes et non équipé de panneaux photovoltaïques.

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'Etat gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme « Investissements d'avenir » portant la référence ANR-15-IDEX-02 dans le cadre des projets de l'Observatoire de la Transition Energétique avec le soutien du projet FlexTASE ANR-22-PETA-0009 dans le cadre du PEPR TASE.

5. BIBLIOGRAPHIE

[Ref1] K. Goyal, 'Germany and Italy lead BESS installations in the EU - REGlobal - Mega Trends & Analysis', REGlobal. Accessed: Feb. 25, 2026. [Online]. Available: https://reglobal.org/eu-deployed-27-1-gwh-of-battery-storage-capacity-in-2025/

[Ref2] 'EU Battery Storage Market Review 2025 - SolarPower Europe'. Accessed: Feb. 25, 2026. [Online]. Available: https://www.solarpowereurope.org/insights/outlooks/eu-battery-storage-market-review-2025-1/detail

[Ref3] Ferrari, Jérôme; Osonuga, Seun; Wurtz, Frederic; Delinchant, Benoit, 2024, "Projet OneForAll : Don de données provenant de maisons connectées (Maison 1: ExpéSmarthouse)", https://doi.org/10.57745/NJABDI, Recherche Data Gouv, V4, UNF:6:5C8HFD+yRrfljyMOI+lcyQ== [fileUNF]

[Ref4] Muhammad Salman Shahid. Nudging electricity consumption in households : A case study of french residential sector. Electric power. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2022. English. ⟨NNT : 2022GRALT031⟩. ⟨tel-03766410⟩

[Ref5] Historique des tarifs réglementés de vente d'électricité pour les consommateurs résidentiels https://www.data.gouv.fr/datasets/historique-des-tarifs-reglementes-de-vente-delectricite-pour-les-consommateurs-residentiels

[Ref6] Jérôme Ferrari, Benoit Delinchant, Frédéric Wurtz. Spécification, design et diffusion d'une passerelle open source software et hardware de récupération des trames du compteur Linky. *SG2025*, Jul 2025, Toulouse, France. ⟨hal-05142674⟩

Étude expérimentale in situ du confort thermique et de la qualité d'air intérieur des logements collectifs en période chaude : cas du bâti ancien en milieu urbain

Agnès Ferreira Lopes*[1], Bassam Moujalled[1], Adeline Mélois[2], Marjorie Musy[1]

[1] *Equipe de recherche BPE, Cerema, 46 rue Saint-Théobald, 38081 L'Isle d'Abeau*
[3] *PLEIAQ, 72 chemin du Crêt de Montcher, 69210 Lentilly*
**agnes.ferreira-lopes@cerema.fr*

RESUME

Le changement climatique intensifie les vagues de chaleur et dégrade le confort thermique en milieu urbain, où la densité du bâti accentue le phénomène d'îlot de chaleur. À cela s'ajoutent les nuisances sonores et la pollution de l'air. Le confort des occupants des logements urbains s'en retrouve dégradé. Ils subissent aussi les limites du bâti ancien : forte inertie thermique, absence d'isolation, protections solaires hétérogènes ou inexistantes, ventilation mécanique rare et enveloppe peu étanche. Une campagne expérimentale a été menée dans cinq logements d'un immeuble ancien lyonnais durant l'été 2025 pour suivre le comportement thermique et aéraulique du bâti, le confort perçu et les actions adaptatives des occupants. Elle associe mesures physiques (continues/ponctuelles) et enquête sociologique (questionnaire lors des alertes canicules, entretien semi-directif final). Nous présentons une analyse des données mesurées et des réponses collectées, révélant la perception du confort et les contraintes spécifiques (logement, histoire des occupants).

MOTS-CLÉS : expérimentation in situ, confort d'été et bâti ancien urbain.

ABSTRACT

Climate change is intensifying heat waves and reducing thermal comfort in urban areas, where building density exacerbates the heat island effect. Added to this are noise pollution and air pollution. The comfort of urban dwelling occupants is therefore reduced. Occupants also suffer from the limitations of older buildings: high thermal inertia, lack of insulation, inconsistent or non-existent sun protection, rare mechanical ventilation, and poorly sealed envelopes. An experimental campaign was conducted in five dwellings of an old building in Lyon during the summer of 2025 to monitor the building's thermal and airflow behavior, the perceived comfort, and the adaptive actions of the occupants. It combines physical measurements (continuous/spot) and a sociological survey (questionnaire during heat alerts, semi-structured final interview). We present an analysis of the measured data and collected answers, revealing perceptions of comfort and specific constraints (housing, occupants' history).

KEYWORDS: In-situ experimentation, summer comfort, and old urban building.

1. INTRODUCTION

Le changement climatique intensifie les vagues de chaleur et dégrade le confort thermique en milieu urbain, où la densité du bâti accentue le phénomène d'îlot de chaleur (Hostein 2024). En France, l'été 2025 a été le second plus chaud après 2022 en termes de nombre de jours de vague de chaleur (Météo France 2026). La superposition des vagues de chaleur avec des pics de pollution questionne l'influence du comportement des occupants sur le confort thermique et la qualité de l'air intérieur (QAI).

Ruikang He et al. ont cherché à évaluer l'impact des températures extérieures élevées sur la QAI, qui reste encore peu étudié à ce jour. Leurs résultats suggèrent que des températures ambiantes plus élevées pourraient constituer un facteur important d'exposition aux $PM_{2,5}$ en intérieur (He et al. 2023). Whan-Chen Lee et al., ainsi que Mansouri et al., montrent par ailleurs que la hausse des températures due au

changement climatique pourrait entrainer une augmentation de l'infiltration de $PM_{2,5}$ en été (Mansouri et al. 2022; Lee et al. 2017).

Le bâti ancien, avec une forte inertie thermique et l'absence de ventilation mécanique, offre une situation initiale différente du bâti plus récent. Par ailleurs, sa rénovation est complexe car les objectifs énergétiques rentrent en conflit avec les principes de conservation patrimoniale. L'hétérogénéité des types de bâtiments anciens ajoute de la difficulté (Caro et Sendra 2024). Rosana Caro et Juan José Sendra ont mené en 2022 une campagne de mesures dans des logements sociaux à forte valeur patrimoniale situés dans deux villes d'Andalousie (Espagne). Ils relèvent des taux d'infiltration élevés, qui permettent une concentration en CO_2 inférieure à 1000 ppm, et une surchauffe importante dans les deux villes, avec une situation critique dans les chambres non climatisées (Caro et Sendra 2024).

Afin d'étudier l'impact de la chaleur sur le confort thermique et la QAI dans les logements anciens en milieu urbain, une campagne expérimentale in situ a été mise en œuvre durant l'été 2025 avec deux objectifs : le premier est de caractériser le comportement thermique et la QAI des logements urbains anciens en période de forte chaleur, le second est d'analyser le confort perçu par les occupants, leurs comportements adaptatifs ainsi que les contraintes rencontrées.

2. METHODOLOGIE

La méthodologie expérimentale de la campagne in situ comprend des mesures physiques ainsi qu'une enquête sociologique (questionnaire + entretiens semi-directifs). L'enquête permet de mieux comprendre les actions mises en place par les occupants et leur impact sur les mesures physiques (température, humidité, polluants). Elle permet aussi de mieux comprendre le confort thermique perçu par ceux-ci dans des conditions données.

2.1. PRESENTATION DU CAS D'ETUDE

L'immeuble instrumenté, sélectionné avec la ville de Lyon, est une copropriété du début du XIX^{ème} siècle, située en centre-ville dans le quartier de la Presqu'Île. À l'angle de deux rues, il partage une cour intérieure avec les immeubles mitoyens, où sont localisés les rejets de climatisation d'un commerce. Il est composé de 14 logements, dont certains sont issus d'une fusion ou d'un redécoupage. Les murs extérieurs sont en pierre de taille et moellons, avec un remplissage en tout venant (épaisseur de 50 cm). Les planchers sont remplis d'un marin (sable et débris de pierre) entre 2 couches de planches de bois. Les fenêtres sont toutes en double vitrage avec des menuiseries en bois, mais leurs âges diffèrent selon les logements (de 2 à 25 ans). Le toit en tuiles creuses et non isolé, accueille les greniers. Il se poursuit en un pan de zinc droit, partiellement isolé, abritant les appartements du dernier étage.

La campagne a été réalisée du 16 juillet au 29 septembre 2025 (2 mois ½ avec une vague de chaleur et un pic de pollution à l'ozone). Cinq logements ont été sélectionnés en fonction de leur taille, leur exposition et leur position dans l'immeuble. Ils sont habités par leurs propriétaires et ont été rénovés à différentes époques. Ils sont tous traversants, à l'exception du logement du premier étage qui est mono-orienté. Le **Erreur ! Source du renvoi introuvable.** présente les principales caractéristiques de ces logements.

Log.	S (m²)	Occ.	Ét.	Equipement	Orient.
1	36,9 (T1)	1	R+1	1 VPl + 1 VPi, volets bois intérieur, menuiseries bois et DV	NE
3	104,2 (T4)	2	R+3	2 VPi + 1 VPl en fin d'instrumentation, volets bois int., menuiseries bois et DV	NE-SO
4	97,7 (T5)	2	R+4	1 VPi, stores ext. en paille, volet roulant métallique ext., rideaux int., menuiseries bois et DV	NE-NO
5	110 (T6)	3	R+5	2 VPi, volets int. bois, menuiseries bois et DV	NE- NO
6	64,4 (T3)	1	R+6	1 VPi, stores int. en tissu, menuiseries bois et DV	NE- NO

Tableau 1 : Informations relatives à l'immeuble instrumenté (Lg. = logement, Occ. = occupant, Ét. = étage, Orient. = orientation, DV = double-vitrage, VPl = ventilateur plafonnier, VPi = ventilateur sur pied, int. = intérieur, ext. = extérieur), NE et NO donnent côté rue et SO côté cour

2.2. MESURES PHYSIQUES

Cette campagne longitudinale (i.e. suivi d'un groupe sur une période longue), menée sur un petit échantillon de 5 logements, combine des mesures physiques et une enquête sociologique qualitative. Les mesures physiques comprennent, d'une part, des mesures continues des variables relatives aux environnements intérieur et extérieur, et, d'autre part, des mesures ponctuelles (réalisées uniquement dans les logements 1, 3 et 6) relatives à la perméabilité à l'air de l'enveloppe, ainsi qu'aux débits d'air et/ou aux différences de pression au niveau des bouches d'extraction.

Les paramètres des environnements intérieur et extérieur ont été mesurés en continu pendant 2,5 mois, avec un pas de temps de 10 minutes, via 4 types de capteurs : (1) Nexelec ATMO (température (T), humidité relative (HR), CO_2, COVt, et particules fines (PM2.5 et PM10) dans le séjour et la chambre principale), (2) Class'Air (T, HR et CO_2 dans les autres pièces), (3) HOBO U12 (T et HR dans les communs), et (4) HOBO U23 (T et HR en façade extérieur, côté rue et cour, à l'abris du rayonnement solaire). En complément, des capteurs HOBO UX90 ont été installés pour enregistrer l'ouverture et la fermeture des fenêtres (Figure 1). Les données relatives à la qualité de l'air extérieur (pollution aux oxydes d'azote, à l'ozone et aux $PM_{2.5}$ et PM_{10}) ont été récupérées auprès de la station ATMO AURA de Lyon Centre.



a) HOBO U23 Extérieur côté rue — *b) HOBO U12 Grenier* — *c) Class'Air Log. 3 Sdb* — *d) Nexelec ATMO Log. 3 séjour* — *e) HOBO UX90 Log. 3 fenêtre*

Figure 1 : Photographies des capteurs installés

2.3. ENQUETE SOCIOLOGIQUE

L'enquête sociologique vise à compléter les mesures physiques en identifiant : les actions non mesurables directement (fermeture des protections solaires, humidification du corps…), le ressenti thermique et la perception de la QAI, les écarts entre les habitudes déclarées (ex : ouverture des fenêtres) et comportements réels. Elle se structure autour de deux outils afin de relever un ressenti à la fois ponctuel et global : questionnaire et entretien.

Le questionnaire en ligne, à remplir régulièrement (deux fois par jour) durant la période relative aux alertes canicules, comprend cinq sections : 1) occupation (activités de l'heure précédente), 2) sensations thermiques et confort perçu, 3) perception de la QAI (facteurs influençant la QAI dans les heures précédentes), 4) actions adaptatives (équipements utilisés et états des dispositifs : fenêtres, ventilateurs, etc.), 5) contraintes (nuisance, sonores, lumineuses, etc., limitant les actions de rafraîchissement).

L'entretien semi-directif de fin de campagne était articulé autour de : 1) une visite commentée du logement, avec une notation du confort thermique durant l'été classique et en période de canicule ; 2) une présentation des équipements utilisés pour lutter contre la surchauffe et des produits ménagers ; 3) un échange sur les sensations thermiques et les lieux refuges dans le quartier, les impacts du caractère urbain et touristique du quartier sur le rafraîchissement et la QAI, la perception de celle-ci, les effets psychologique et physique de la surchauffe (isolement, fatigue, perte de vie sociale) et enfin les biais de réponse (motivations à participer) et la carte d'identité sociologique (âge, CSP, etc.) et 4) une question ouverte finale pour recueillir les observations imprévues ou des détails marquants de la campagne.

3. RESULTATS

3.1. DESCRIPTION DE L'ENVIRONNEMENT EXTERIEUR ET INTERIEUR

Durant toute la période d'instrumentation, hors période de canicule, la température de l'air extérieur, mesurée par le capteur positionné sur la façade côté rue, varie entre un minimum de 11,4°C (nuit la plus fraîche) et un maximum de 33,3°C (jour le plus chaud). Pendant la période de canicule identifiée par Météo France, la température maximale atteint 38,6°C, tandis que la température minimale ne descend pas en dessous de 20,7°C. Un pic de pollution à l'ozone est établi entre le 9 et le 15 août 2025 par ATMO AURA, et coïncide avec la vague de chaleur. Aucun pic de pollution n'est en revanche observé pour les autres polluants atmosphériques.

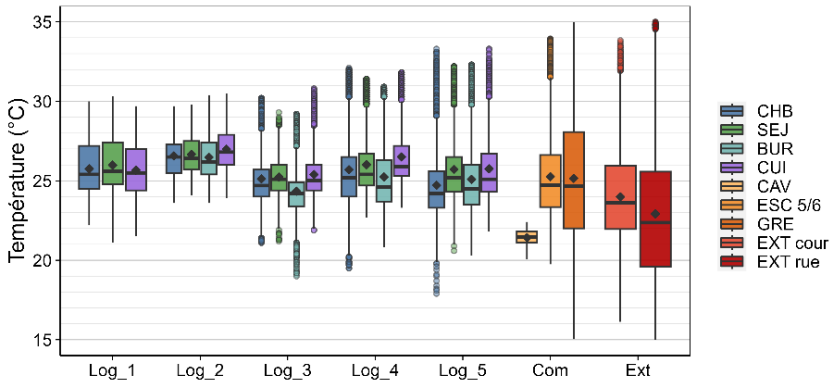


Figure 2 : Boxplot des températures dans les zones principales d'études (CHB = chambre, SEJ = séjour, BUR = bureau, CUI = cuisine, CAV = cave, ESC 5/6 = escaliers du 5ème au 6ème étages, GRE = grenier, Log = logement, Com = combles, Ext / EXT = extérieur)

La Figure 2 montre les principales statistiques descriptives des températures d'air mesurées dans les logements, les communs et à l'extérieur, sous forme de boîtes à moustache. La température intérieure est en moyenne similaire entre les différents logements avec des moyennes entre 25°C et 27°C, et des maximales qui dépassent globalement 30°C dans tous les logements (jusqu'à 34°C dans le logement du dernier étage sous les combles). Si la température intérieure n'augmente pas autant qu'en extérieur, elle ne diminue pas non plus aussi bas, sous l'effet de l'inertie thermique de l'immeuble. Les étages supérieurs (logements 5 et 6) ont par contre des variations plus importantes autour de la température

moyenne que ceux inférieurs (logements 1 et 3). La chambre est généralement la pièce la plus fraîche du logement. La cuisine, à l'inverse, est généralement la pièce la plus chaude. Les combles, situés juste au-dessus du logement du 6ème étage, sont en moyenne plus chauds que l'extérieur et atteignent des valeurs maximales plus élevées. La température intérieure présente un déphasage et une atténuation par rapport à la température extérieure. Ce déphasage, calculé pendant la canicule, varie de 0 (chambre du 6ème étage) à 7h15 (chambre du 2ème étage). L'écart maximal entre température extérieure et intérieure atteint en moyenne 8°C. Ces résultats sont influencés par l'étage, l'exposition et les interactions des occupants avec les fenêtres.

L'humidité relative reste dans l'intervalle 30%-70% dans les logements avec une moyenne à 47%. Elle reste stable même lors de la canicule. La concentration en CO_2 dans les logements dépend de l'occupation et de la stratégie d'ouverture de fenêtres qui est le principal moyen de renouvellement d'air. Dans les pièces de vie journalière (séjour, cuisine, bureau), la concentration ne dépasse pas le seuil de 1000 ppm. Dans les chambres, et lorsque le bureau sert occasionnellement de 2ème chambre, la concentration peut dépasser ponctuellement les 2500 ppm lorsque les fenêtres sont fermées. Néanmoins, la concentration médiane dans cette pièce est de 533 ppm. La concentration en particules fines est plus difficile à évaluer car l'incertitude du capteur est de 15 µg/m^3, valeur maximale définie comme objectif par l'OMS. Néanmoins, les moyennes affichées par nos capteurs ne dépassent pas 7 µg/m^3 pour les PM2.5 et 8,9 µg/m^3 pour les PM10, par rapport à des moyennes extérieures de 6,8 µg/m^3 et 14,2 µg/m^3. La valeur seuil n'est jamais dépassée plus de 3h d'affilée. De plus, il n'y a pas de pic prolongé intérieur indiquant une activité produisant des PM2.5 et PM10. Il n'y a pas non plus d'augmentation de la concentration lors de la vague de chaleur. Ces résultats ne permettent pas de mettre en évidence une corrélation entre la surchauffe et une exposition accrue aux PM (PM2.5 et PM10), contrairement à ce qui est suggéré dans la littérature.

Dans la suite, nous centrerons l'analyse sur les chambres des différents logements sur la période du 1er au 28 août afin d'étudier le confort thermique lors de la vague de chaleur et des jours qui la suivent.

3.2. IDENTIFICATION DE TROIS PROFILS DE COMPORTEMENTS

Nous avons analysé l'évolution de la température et l'ouverture / fermeture des fenêtres dans les chambres des 5 logements pendant la vague de chaleur et les 10 jours qui ont suivi (Figure 3).

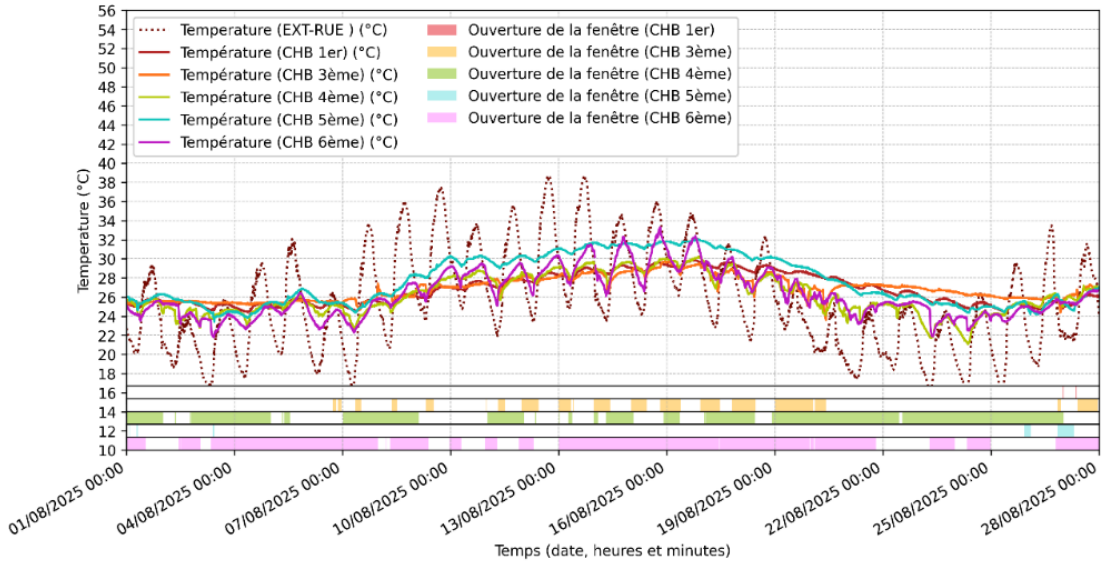


Figure 3 : Température dans les chambres des 5 logements instrumentés ainsi que l'ouverture-fermeture de la fenêtre de la pièce (unique ou seule à être ouverte) du 1er au 27 août 2025

Nous avons identifié 3 profils de comportement, dont deux sont similaires à ceux repérés dans l'enquête sociologique réalisée dans le cadre du projet CREATIV sur un échantillon de 1072 personnes, qui identifie des « Clusters » comportementaux (Guernouti et al. 2025) :

- Fenêtres presque tout le temps ouvertes (6ème étage) : l'amplitude thermique est plus marquée, les températures diurnes atteignent des maximums élevés, mais les nuits restent plus fraîches que dans les logements où les fenêtres demeurent fermées. En effet, le maximum atteint est de 33,1°C mais le minimum est de 24,9°C lors de la canicule, le 2ème plus bas après le 4ème étage. L'occupante est très attentive à la QAI et au renouvellement de l'air.
- Fenêtres tout le temps fermées (1er et 5ème étage) : absence continue au 1er étage et absence entre le 13 et le 25 août au 5ème étage. Jusqu'au 13 août, le 5ème étage est occupé par les enfants du couple, ne dormant pas dans la chambre principale. Le 1er conserve des températures comparables à celles des logements occupés, avec un maximum de 29,9°C dans la chambre. En revanche, le 5ème étage, ayant pourtant la même orientation et les mêmes protections solaires, atteint dans la chambre un maximum de 32°C et une moyenne journalière de 30,5°C (contre 28°C au 1er). L'étage apparaît comme un facteur important. Cette passivité face aux évènements se rapproche du Cluster 1 de CREATIV (Guernouti et al. 2025).
- Fenêtres ouvertes lorsque la température extérieure est inférieure à celle intérieure (3ème et 4ème étage) : le comportement le plus efficace pour limiter la montée en température du logement. Les 2 chambres ont les maximums moyens journaliers les plus bas avec celle du 1er étage : respectivement 27.9°C et 28.3°C. Cette utilisation efficace de la ventilation naturelle se rapproche du Cluster 2 de CREATIV (Guernouti et al. 2025).

Dans les jours qui suivent la vague de chaleur, le comportement des occupants a également un impact sur la vitesse de rafraîchissement du logement. Pour tous les logements, il faut au moins 6 jours après la canicule pour que le maximum journalier extérieur dépasse à nouveau le maximum journalier intérieur. Seules les pièces les moins exposées des logements occupés à cette période (4ème et 6ème), y parviennent en 4 à 5 jours. Les logements inoccupés (1er – 3ème – 5ème) redescendent plus lentement en température, ce qui confirme l'importance du rôle de l'occupant dans le rafraîchissement post-canicule.

3.3. ÉVALUATION DE L'INCONFORT

En nous appuyant sur les absences des occupants, vérifiées par la concentration de CO_2 et les interactions avec les fenêtres, nous avons calculé les degrés-heures d'inconfort au-dessus de 28°C dans les pièces de vie (séjour, bureau et cuisine) et de 26°C dans le coin nuit (chambre). Ce choix a été guidé par les résultats des entretiens de fin de campagne : en été, les occupants privilégient les pièces les plus fraîches ou faciles à rafraîchir, comme la cuisine, souvent carrelée. Pour l'analyse, un emploi du temps théorique a été appliqué : 7h-22h dans le coin jour, 22h-7h dans le coin nuit. L'appartement du 1er étage a été exclu car son occupante est absente durant toute la canicule. Néanmoins, il est important de noter que son occupante est l'une de celles qui a témoigné le plus de difficultés à vivre correctement dans son logement l'été. Par ailleurs, les données du séjour du 4ème étage sont manquantes en raison d'un débranchement de capteur. Le logement du 5ème étage est inoccupé du 13 août au 25 août. Le 5ème étage, malgré sa période d'inoccupation, affiche des degrés heures plus élevés que le 4ème étage, occupé durant

la totalité de la période, dans le coin jour. Au dernier étage (6ème), le séjour atteint déjà 300 °C.h en 10 jours de canicule alors que le seuil annuel d'inconfort est de 350 °C.h/an (Tableau 2). L'occupante s'est d'ailleurs plainte de la chaleur estivale dans son logement lors de l'entretien.

	3ème	**4ème**	**5ème**	**6ème**
Bureau (DH28 en °C.h)	72,4	17,1	46,9	246,7
Cuisine (DH28 en °C.h)	98,2	81,4	82,6	296,2
Séjour (DH28 en °C.h)	49,8	/	60,0	300,7
Chambre (DH26 en °C.h)	175,6	206,3	131,0	208,2

Tableau 2 : Calcul des degrés-heures (DH) dans les pièces principales des logements instrumentés en prenant en compte les périodes d'absence données et un emploi du temps d'occupation des pièces théorique pendant la vague de chaleur (8 au 18 août inclus) (total d'heures dans les pièces de jour :165h et dans les pièces de nuit : 99h sauf pour le 5ème : 75h et 45h.)

Les logements du 4ème et 5ème étages, situés à un étage d'intervalle, partagent des caractéristiques similaires : doubles vitrages et menuiseries de la fin des années 90 – début des années 2000. Le 4ème étage bénéficie de protections solaires plus efficaces (stores extérieurs en paille) que le 5ème (volets intérieurs en bois). Cependant, les occupants du 4ème étage ont témoigné lutter activement contre la surchauffe : ouverture des fenêtres toute la nuit jusqu'au matin, fermeture des fenêtres et stores dès l'arrivée du soleil, utilisation de draps humides et d'eau sur le carrelage, ainsi que l'extinction de la chaudière. À l'inverse, les occupants du 5ème étage, ont témoigné d'une résignation face à la chaleur. Ils limitent l'ouverture des fenêtres en raison d'une sensibilité au bruit accrue (proximité d'un bar) et de préoccupations pour leur chat. Lorsque cela est possible, ils fuient la ville lors des vagues de chaleur.

4. LIMITES DE L'ETUDE

Nous avons choisi un emploi du temps journalier théorique fixe, faute de données précises dans les entretiens, dont les questions n'avaient pas abordé avec suffisamment de précision ce sujet. Par ailleurs, s'appuyer sur le discours des occupants soulève des questions quant à l'interprétation de la réalité par les personnes interrogées et les limites de celle-ci. De plus, les modes de vie s'adaptent en temps réel aux conditions caniculaires, et les comportements varient selon les profils des occupants d'un même logement, avec des actions parfois contradictoires, parfois cohérentes. Chaque individu a ses propres besoins, acceptabilités et préférences thermiques. Par ailleurs, nous n'avons pas pu instrumenter les protections solaires. Nous nous appuyons uniquement sur les réponses aux questionnaires et entretiens. Or la fermeture des protections solaires la journée permet de limiter la surchauffe par rayonnement et l'ouverture la nuit permet une meilleure circulation de l'air. De la même manière, les portes entre les pièces n'ont pas été instrumentées. Cela limite l'analyse de leur rôle dans l'homogénéisation des températures et la création de courants d'air rafraîchissants. Cette instrumentation va être réalisée lors d'une campagne à l'été 2026.

5. CONCLUSION

Une campagne expérimentale in situ a été menée dans 5 logements d'un immeuble ancien situé en centre-ville à Lyon pendant l'été 2025. Les mesures réalisées pendant la canicule d'août 2025 montrent

que la surchauffe des logements est influencée par leur exposition, leur étage et leur occupation. Les logements en étages élevés, surtout lorsque les occupants interagissent peu avec les ouvrants, se révèlent particulièrement inconfortables. Une gestion proactive (ouverture des fenêtres, protections solaires) limite la montée des températures en journée et favorise le rafraîchissement nocturne, surtout dans les jours qui suivent la canicule dans ce bâtiment à forte inertie. Cependant, les occupants subissent des contraintes (bruits, animaux de compagnie) qui compliquent ces actions, malgré leur efficacité pour un rafraîchissement passif. La superposition de la vague de chaleur et des pics de pollution expose les occupants à la pollution lors de l'ouverture des fenêtres sans qu'ils ne s'en rendent compte. Les résultats de cette campagne de mesures n'ont pas permis de mettre en évidence une corrélation entre la surchauffe et une exposition accrue aux particules fines (PM), contrairement à ce qui est suggéré dans la littérature. En revanche, un épisode de pollution à l'ozone a été observé durant la période de canicule, ce qui est susceptible d'augmenter le risque d'exposition à l'ozone dans les logements. Ces éléments soulignent l'intérêt d'intégrer des mesures de concentration en ozone dans les futures campagnes expérimentales, afin de mieux prendre en compte ce facteur. Les différents comportements des occupants et leurs impacts sur l'environnement intérieur seront utilisés dans la construction de modèles numériques reproduisant l'occupation de logements anciens pendant des vagues de chaleur.

6. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient la Ville de Lyon pour le support logistique pour la réalisation de la campagne de mesures, et la participation financière à l'achat des capteurs.

7. BIBLIOGRAPHIE

Caro, Rosana, et Juan José Sendra. 2024. « Effects of an Extreme Heat Event on Indoor Conditions of Social Heritage Housing in Mediterranean Climate ». *Energy Reports* 12 (décembre): 2328-45. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.08.037.

Guernouti, Sihem, Bassam Moujalled, Manal Ach-Chakar, et al. 2025. *CREATIV (Confort, qualité de l'air et vagues de chaleur), rapport de synthèse n°3*. Rapport de synthèse No. 3. Cerema, Granem, Université d'Angers, Tribu, Lemna, Université de Nantes.

He, Ruikang, Ioanna Tsoulou, Sanjeevi Thirumurugesan, et al. 2023. « Effect of Heatwaves on PM2.5 Levels in Apartments of Low-Income Elderly Population. A Case Study Using Low-Cost Air Quality Monitors ». *Atmospheric Environment* 301 (mai): 119697. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2023.119697.

Hostein, Mathilde. 2024. « Évaluation de l'impact du changement climatique sur le confort thermique des bâtiments en tenant compte du comportement des occupants et du contexte urbain - Application aux stratégies passives d'amélioration du confort thermique d'été ». Thèse de doctorat, Lyon.

Lee, Wan-Chen, Lu Shen, Paul J. Catalano, Loretta J. Mickley, et Petros Koutrakis. 2017. « Effects of Future Temperature Change on PM2.5 Infiltration in the Greater Boston Area ». *Atmospheric Environment* 150 (février): 98-105. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2016.11.027.

Mansouri, Aya, Wenjuan Wei, Jean-Marie Alessandrini, Corinne Mandin, et Patrice Blondeau. 2022. « Impact of Climate Change on Indoor Air Quality: A Review ». *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19 (23): 15616. https://doi.org/10.3390/ijerph192315616.

Météo France. 2026. *Bilan climatique de l'année 2025*. Météo France. https://meteofrance.fr/sites/meteofrance.fr/files/files/editorial/20251215_MeteoFrance_BilanClimat2025.pdf

Étude du potentiel de flexibilité d'une maison individuelle en fonction du système de chauffage, du niveau d'isolation et de l'inertie thermique

Lyse Fournel*[1], Pierre Bernaud[1], Stéphane Ploix[2], Étienne Wurtz[1]

[1] Univ. Grenoble Alpes, CEA, Liten
Campus Ines, 73375 Le Bourget du Lac, France
***lyse.fournel@cea.fr**

[2] Univ. Grenoble Alpes, CNRS UMR5272
Laboratoire G-SCOP, 38000, Grenoble, France

Pour soutenir la stabilité du réseau électrique à l'horizon 2050, dans un contexte de fort développement des énergies renouvelables, il est essentiel de développer d'avantage certains leviers de flexibilité. La consommation résidentielle représentant une majeure partie de la consommation électrique française, flexibiliser ce secteur de la demande pourrait constituer un avantage conséquent. Ces travaux se concentrent sur l'étude du potentiel de flexibilité du chauffage d'une maison individuelle, en fonction de son niveau d'isolation, de son inertie thermique et du système de chauffage. L'isolation permet d'améliorer la capacité des bâtiments à effacer une partie de leur consommation de chauffage temporairement, tout comme l'inertie dans une moindre mesure. Cependant, cette inertie devient vraiment déterminante lorsque le bâtiment dispose d'un système de chauffage qui peut l'exploiter directement, comme un plancher chauffant. Les systèmes ont un impact plus marqué sur les dynamiques de redémarrage du chauffage, à la fois sur l'évolution des températures et sur les appels de puissance.

MOTS-CLÉS : Flexibilité, bâtiment, chauffage.

To support the stability of electrical networks subject to the rapid development of renewable energies by 2050, it is crucial to better develop some flexibility levers. Since residential consumption represents a major part of the French electrical consumption, making this sector more flexible could constitute an important advantage. This study focuses on the flexibility potential of a detached house's heating consumption, depending on its insulation level, thermal inertia, and heating system type. Insulation improves the buildings' ability to temporarily interrupt part of their heating consumption, and so does inertia, to a lesser extent. However, the inertia becomes really decisive when the building has a heating system that can use it directly, such as floor heating. The heating system type has a greater impact on the restarting dynamics of the heating, both in terms of temperature evolution and power draws.

KEYWORDS: Flexibility, buildings, heating.

1. INTRODUCTION

Dans un réseau électrique, il est essentiel de maintenir à tout instant l'équilibre entre consommation et production. Pour l'assurer, il est nécessaire qu'une partie des moyens de production et/ou postes de consommation soit flexible afin de pouvoir s'adapter aux variations subies de la part d'autres secteurs. Or, dans de nombreux scénarios prévisionnels, le parc de production français passe d'une dominante nucléaire-thermique à une large dominante renouvelable en 2050 (RTE 2022; ADEME 2023; Association négaWatt 2022), composition qui ne permet pas la même amplitude de flexibilité qu'actuellement. Cette évolution se faisant en parallèle d'une augmentation conséquente de la consommation électrique française d'ici 2050 due à l'électrification des usages (RTE 2022), il sera nécessaire (RTE 2024a) de développer davantage d'autres capacités de flexibilité, comme des moyens

de stockage (batteries, hydrogène) ou la flexibilité de la demande. Celle-ci consiste à moduler la consommation électrique de certains acteurs pour mieux la faire correspondre à la production disponible. Ces acteurs peuvent être des industries, des parcs de bâtiments tertiaires, mais aussi résidentiels, ces derniers représentant à eux seuls 33% de la consommation électrique française en 2019 (RTE 2024b). Une partie du potentiel de flexibilité de ce secteur est actuellement exploitée grâce à l'asservissement des chauffe-eaux à certains signaux tarifaires (tarifs HP/HC), mais de nombreux postes de consommation ne sont pas encore sollicités. C'est notamment le cas du chauffage qui est assez peu exploité explicitement alors qu'il pourrait représenter 25 % de la consommation électrique résidentielle en 2050 (RTE 2022). Cependant, l'utilisation de ce poste en tant que levier de flexibilité présente de nombreuses difficultés : son activation peut impacter le confort des habitants et les réactions du secteur sont difficiles à prévoir, le parc résidentiel en France est varié et hétérogène et chaque bâtiment aura une réponse différente à des sollicitations, que ce soit pendant, avant ou après un évènement de flexibilité. Ce sont ces dynamiques qui sont étudiées dans cet article, au niveau individuel, au travers d'un panel de bâtiments.

1.1. PROPOSITION DE CONTRIBUTION

Cet article s'inscrit dans un projet plus large : l'évaluation du potentiel de flexibilité du parc bâtiment résidentiel national pour le réseau électrique dans une situation de mix énergétique et d'état du parc à l'horizon 2050. L'approche choisie pour démarrer ces travaux est d'étudier les dynamiques de bâtiments résidentiels simples mais présentant des caractéristiques différentes pour pouvoir par la suite construire un parc de bâtiments hétérogènes. Ainsi ce papier se concentre sur l'étude des dynamiques thermiques et énergétiques d'une maison individuelle en fonction de son niveau d'isolation, de son inertie thermique et de son système de chauffage. Afin de garantir un certain confort pour l'occupant tout en s'interdisant le contrôle direct de la puissance électrique absorbée par les systèmes de chauffage, seule une variation de la consigne du thermostat est utilisée pour modifier les consommations des systèmes selon les besoins. Cette méthode de contrôle, à l'inverse d'une modification directe de la puissance des équipements, engendre des problématiques de pics de puissance à la relance des systèmes de chauffage, qui sont notamment étudiées dans cet article.

1.2. ETAT DE L'ART

Le comportement des bâtiments lié aux sollicitations du système chauffage pour des demandes de flexibilités dépend d'une modélisation correcte des apports thermiques internes et du comportement de l'enveloppe du bâtiment et des pièces (Pallonetto et al. 2020). De plus, l'activation du potentiel de flexibilité utilisée dans ces travaux est uniquement basée sur le contrôle du thermostat et non en modifiant la puissance du chauffage directement comme cela a pu se voir dans d'autres projets (Favre et Peuportier 2014; Amin et al. 2022). Suite à un abaissement de la consigne de température, le système de chauffage se coupe puis fonctionne éventuellement en charge partielle, avant de fonctionner à plein régime pendant une courte durée lorsque la consigne est ramenée à sa normale, générant un appel de puissance (Silva 2011). C'est ce qu'on appellera dans cet article, l'effet rebond (Zotti et al. 2019), qu'il est important de représenter correctement dès lors qu'on considère l'intégration de ces flexibilités dans un réseau. Ainsi, afin d'observer finement les dynamiques thermiques du bâtiment pendant et après un évènement de flexibilité, une modélisation des bâtiments en boite blanche détaillée, avec EnergyPlus, a été choisie pour cette étude (Pallonetto et al. 2020).

2. METHODES

2.1. LES MODELES

La géométrie d'une maison individuelle (cf Figure 1) a été modélisée en plusieurs versions dans EnergyPlus (précédent projet interne au CEA), en faisant varier le niveau d'isolation, d'inertie thermique et le type de système de chauffage. Comme décrit dans le Tableau 1, quatre niveaux d'isolation par l'extérieur ont été définis, chaque variante ayant des besoins en chauffage propres. Trois niveaux d'inertie ont été appliqués à ces modèles, pour étudier le déphasage thermique potentiellement généré.

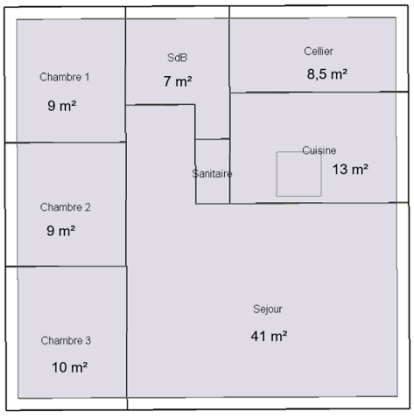


Figure 1 : Plan de la maison individuelle modélisée

	Isolation très forte (*A*)	Isolation forte (*B*)	Isolation faible (*C*)	Isolation très faible (*D*)
Inertie lourde (*high*)	~15 kWh/m²/an	~30 kWh/m²/an	N/A	N/A
Inertie moyenne (*medium*)	~15 kWh/m²/an	~30 kWh/m²/an	~80 kWh/m²/an	~150 kWh/m²/an
Inertie légère (*low*)	N/A	N/A	~80 kWh/m²/an	~150 kWh/m²/an

Tableau 1: Besoin thermique en chauffage pour chaque modèle défini dans EnergyPlus, pour une consigne constante à 20°C pendant la saison de chauffe.

Pour chaque modèle, trois variantes de couples systèmes + émetteurs de chauffage ont été implémentés : un groupe, abrégé en PAC AA, utilise une Pompe À Chaleur Air-Air avec splits, un autre (PAC AE PC) utilise une Pompe À Chaleur Air-Eau couplée à un Plancher Chauffant, et le dernier (PAC AE R) utilise la même Pompe À Chaleur Air-Eau, cette fois-ci couplée à des Radiateurs.

2.2. LES SCENARIOS MIS EN PLACE

Les réactions des modèles à 2 scénarios de flexibilité du chauffage sont étudiées pendant une année entière et comparées à une simulation de référence, donc sans sollicitations.

Les conditions météorologiques comme la température, l'humidité ou l'ensoleillement, sont celles de Chambéry en 2005, avec une température extérieure de 6.5 °C en moyenne en période hivernale et des extremums descendant jusqu'à -7.6 °C. Le reste des paramètres (présence d'un humain par pièce, fermeture des fenêtres, ouverture des stores et gains internes à 3.18 W/m²) est gardé constant pour pouvoir isoler de toute autre perturbation l'impact de la modification de la consigne.

Les consignes du thermostat pour le scénario de référence sont de 20 °C pour le chauffage pour les systèmes PAC AA et PAC AE R. Le système de plancher chauffant demandant une plage de température en consigne, les références pour ces modèles sont 19.5 – 20.5 °C.

Les deux scénarios de flexibilité consistent en un abaissement de la consigne de chauffage de 2 °C pendant une période donnée. Les périodes de flexibilité en question sont liées aux potentielles périodes de tension du réseau électriques à l'horizon 2050 : 16h-20h et 5h-9h (Satgé et al. 2025). Cette période de réduction de la consigne de thermostat sera appelée dans la suite de l'article « effacement ».

2.3. LES INDICATEURS

Afin de pouvoir étudier et comparer les résultats des scénarios sur de nombreux cycles d'effacements, différents indicateurs, tirés de la littérature, sont utilisés.

1. L'énergie évitée (ou impact énergétique)

À l'échelle d'un seul effacement, l'énergie évitée E_{ev}, en Wh, représente l'énergie consommée en moins pendant cette période (Silva 2011). Ainsi, avec P_{ref} et P_{flex} les puissances appelées pendant les scénarios de référence et de flexibilité respectivement, et « eff » faisant référence à la période même de l'effacement :

$$E_{ev} = \int^{eff} P_{ref} - \int^{eff} P_{flex} \qquad \textit{(Eq. 1)}$$

Cet indicateur peut s'utiliser pour mesurer l'efficacité d'un effacement, en pourcentage, donc à quel point l'intégralité de l'énergie normalement consommée sur cette période n'est pas utilisée :

$$E_{ev,p} = \frac{E_{ev}}{\int^{eff} P_{ref}} \qquad \textit{(Eq. 2)}$$

En étant sommé à l'échelle d'une année sur tous les effacements demandés, il permet aussi de mesurer la quantité d'énergie qu'il est possible d'effacer sur ces périodes :

$$E_{ev}^{tot} = \sum_{i=1}^{N_{eff}} E_{ev,i} \qquad \textit{(Eq. 3)}$$

2. Variation de puissance maximale

Cet indicateur, noté e_{crt}, représente la variation de la pointe maximale de puissance électrique absorbée, entre le scénario de référence et de flexibilité, en pourcentage par rapport au scénario de référence (Raynaud et Rey 2021). Il est calculé sur toute la durée impactée par un effacement : le réduit mais surtout la remontée en température. Cet indicateur permet ainsi d'étudier un aspect de l'effet rebond, potentiel impact négatif d'un effacement du chauffage sur le réseau. e_{crt} est positif si la pointe de puissance est plus élevée dans le scénario de flexibilité, négatif sinon.

$$e_{crt} = \frac{(\max(P_{flex}) - \max(P_{ref}))}{\max(P_{ref})} \qquad \textit{(Eq. 4)}$$

3. RESULTATS

Figure 2, Figure 3 et Figure 4 présentent l'impact dynamique de l'isolation, de l'inertie et du système de chauffage du bâtiment sur l'évolution de la température opérative d'une pièce et de la puissance absorbée par la pompe à chaleur avant, pendant et après un effacement. Une meilleure isolation permet de ralentir la décroissance de la température opérative après un réduit de la consigne, retardant ainsi le redémarrage potentiel du chauffage. L'inertie a un effet similaire lors de l'effacement mais ralentit également les dynamiques des modèles lors de la remontée en température. Une inertie plus lourde peut donc générer des appels de puissances plus importants et plus longs lors de la relance.

Enfin, l'impact du système de chauffage sur les résultats est très lié aux éléments inertiels sollicités par les émetteurs. La pompe à chaleur air-air agit principalement sur l'air des pièces, qui a une inertie faible, et les modèles correspondant présentent donc les réactions les plus rapides. Les radiateurs, transmettant une partie (30%) de leur chaleur aux murs (plus inertiels) et le reste à l'air, freinent légèrement la dynamique des modèles. Enfin, le plancher chauffant, passant entièrement par le sol, dont la chaleur se dissipe ensuite dans l'air et par radiation, présente les dynamiques les plus lentes.

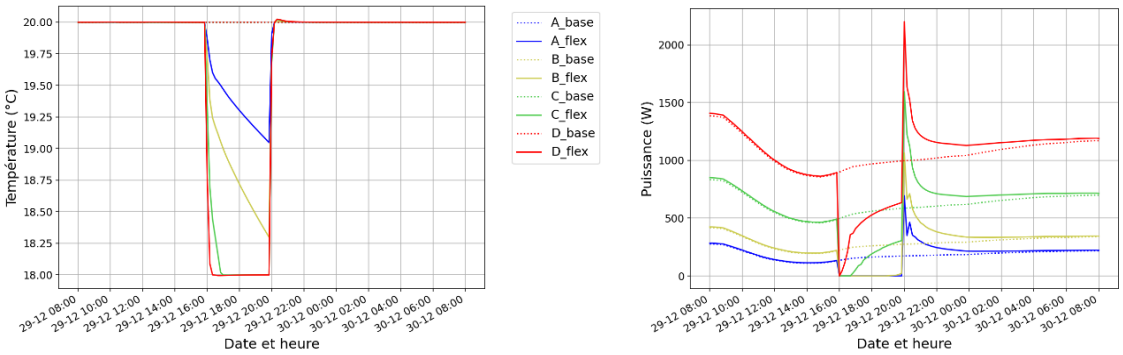


Figure 2 : Impact de l'isolation. Réaction des bâtiments à inertie moyenne avec un système PAC AA à un réduit de la consigne de chauffage entre 16h et 20h, scénario sans flexibilité en pointillé. Température opérative d'une chambre à gauche, puissance électrique absorbée par la PAC à droite.

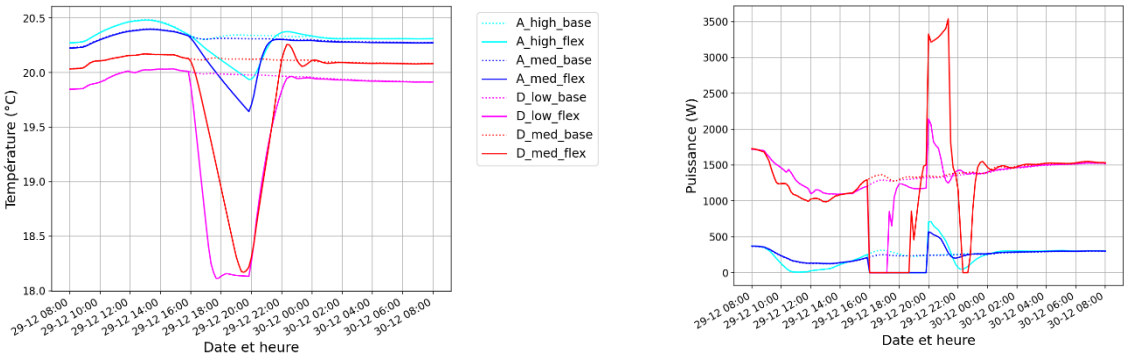


Figure 3 : Impact de l'inertie. Réaction des bâtiments d'isolation très forte et très faible avec un système PAC AE PC à un réduit de la consigne de chauffage entre 16h et 20h, scénario sans flexibilité en pointillé. Température opérative d'une chambre à gauche, puissance électrique absorbée par la PAC à droite.

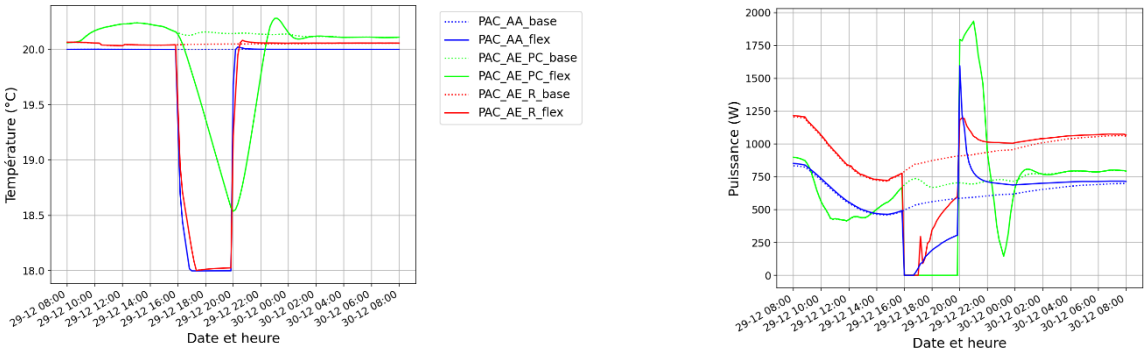


Figure 4 : Impact du système. Réaction des bâtiments d'isolation faible à inertie moyenne à un réduit de la consigne de chauffage entre 16h et 20h, scénario sans flexibilité en pointillé. Température opérative d'une chambre à gauche, puissance électrique absorbée par la PAC à droite.

Les conditions météorologiques ayant un impact significatif sur les dynamiques du bâtiment pendant et après l'effacement, l'heure à laquelle est déclenché le réduit influence les résultats. Par la suite, les deux périodes d'effacements mentionnées en 2.2 seront pris en compte : de 16h à 20h et de 5h à 9h. Afin de pouvoir comparer les modèles et présenter une vision d'ensemble, les indicateurs calculés sont moyennés sur tous les cycles d'effacement de l'année, pour ne donner qu'une seule valeur par modèle.

L'indicateur d'énergie évitée moyenne pendant un effacement (Eq. 2), présenté Figure 5, permet d'évaluer l'efficacité des effacements, c'est-à dire à quel point la totalité de la consommation de référence peut être effacée grâce à une réduction de la consigne du thermostat. Des températures extérieures et des apports solaires plus élevés avant et pendant l'effacement permettent aux effacements de fin d'après-midi d'être significativement plus efficaces que ceux matinaux. De même, l'isolation, et dans une moindre mesure l'inertie de l'enveloppe, ont un impact conséquent sur l'efficacité des effacements. En revanche, peu de différences entre les systèmes de chauffage sont visibles, à l'exception des modèles *B_high*, *C_med* et *D_med* avec plancher chauffant. La combinaison de l'inertie de l'enveloppe et d'un système de chauffage pouvant la solliciter directement décuple les effets retardateurs de l'inertie, et améliore grandement l'efficacité des effacements.

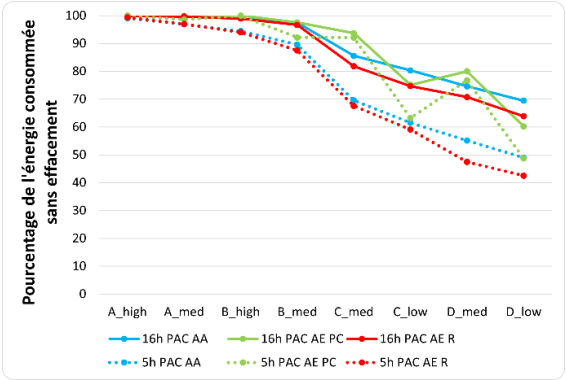


Figure 5 : Énergie évitée pendant un effacement en moyenne (Eq. 2).

L'impact énergétique des effacements sur la saison de chauffe (Eq. 3) est présenté Figure 6. Les modèles les plus consommateurs d'énergie (avec la plus faible isolation) ont également le plus d'énergie disponible à effacer en valeurs absolues. De même, la tranche horaire 5h-9h étant plus consommatrice que 16h-20h, plus d'énergie peut être effacée pendant ces moments-là, même si les effacements sont moins efficaces. L'impact des systèmes sur les quantités d'énergie effacées sur l'année est encore une fois assez faible, à l'exception du couple plancher chauffant et inertie de l'enveloppe. L'inertie elle-même n'a d'impact significatif que lorsque qu'elle peut être exploitée directement par l'émetteur de chauffage, et sa présence améliore grandement les quantités d'énergie effacées.

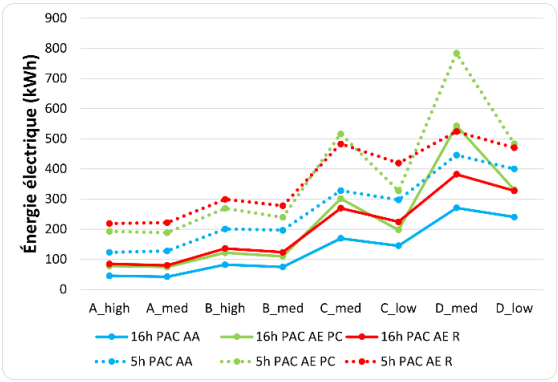


Figure 6 : Énergie évitée pendant les effacements de la saison de chauffe (Eq. 3).

Le type de système de chauffage a un impact bien plus significatif au moment de la relance du chauffage. Plusieurs éléments sont nécessaires pour expliquer les résultats de l'indicateur de variation de puissance maximale (Eq. 4) présenté Figure 7. En mettant de côté la PAC air-air, plus le système de chauffage sollicite des éléments inertiels, plus des dépassements conséquents de la consigne de température pourront être observés après le redémarrage. Les appels de puissance liés à cette remontée sont en général plus longs et plus intenses que pour les systèmes moins inertiels (Figure 4). Ainsi, le système avec plancher chauffant présente des effets rebond plus amples que les radiateurs, qui font remonter les pièces assez vite en température grâce au réchauffement de l'air. En revanche, le démarrage d'un appoint électrique à la relance du système de

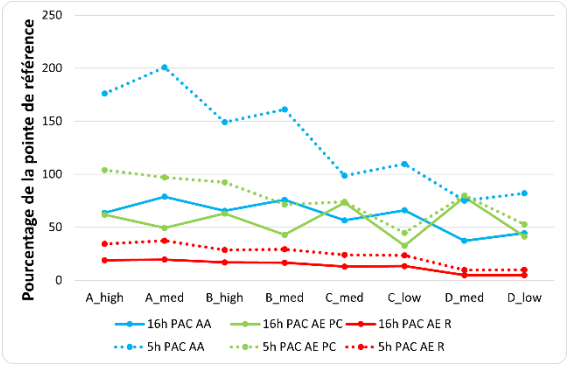


Figure 7 : Variation de puissance maximale moyen après un effacement (Eq. 4)

chauffage, comme c'est le cas pour la PAC air-air, augmente significativement l'intensité de l'appel de puissance. Ce phénomène est d'autant plus visible sur la plage 5h-9h, où les conditions d'activation de l'appoint sont plus souvent réunies au redémarrage (température extérieure inférieure à 0 °C). Sans l'apport de l'appoint, il est probable que la PAC air-air ait des performances similaires voire meilleures que les radiateurs pour cet indicateur. L'isolation et l'inertie des bâtiment semblent en revanche avoir peu d'impact sur l'augmentation de la pointe, à l'exception du couple plancher chauffant et inertie, encore une fois.

4. LIMITES DE L'ETUDE ET PERSPECTIVES

Il y existe une immense diversité de bâtiments et de systèmes associés dans le parc français qui présenteront tous des résultats différents à des scénarios de flexibilité. Ces configurations n'ont pas pour objectif de représenter le parc français de manière précise mais d'isoler certaines caractéristiques typiques de bâtiments et de les étudier. Les résultats pertinents de cet article concernent les tendances qui se dessinent aux travers de ces simulations et éventuellement des ordres de grandeur, mais en aucun cas les valeurs chiffrées des différents indicateurs.

Parmi les nombreux facteurs influençant ces valeurs, il est nécessaire de citer l'occupation humaine, qui est connue pour avoir un impact conséquent sur les consommations d'un bâtiment et les performances de systèmes de gestion de l'énergie domestique (Moeller 2024). Dans ces travaux, pour isoler les influences de différentes caractéristiques physiques du bâtiment, les variables liées à l'occupation (gains internes, scénarios d'ouverture/fermeture de fenêtres, réduit de la température de consigne) sont gardées constantes. Dans une modélisation couplée à des besoins dynamiques du réseau, qui dépendent de la consommation humaine, ces paramètres seront pertinents à prendre en compte.

Dans l'état actuel des travaux, les périodes d'effacement sont prédéfinies, or le moment auquel est effectué l'effacement a une influence significative sur les réponses des modèles. Pour pouvoir tirer des conclusions sur les capacités de bâtiments à s'effacer aux moments cruciaux et rendre service au réseau, il sera plus pertinent de mettre en place une optimisation de l'effacement par rapport aux besoins dynamiques d'un réseau électrique en situation réelle (ou simulée), avec un regard sur les conditions météorologiques.

5. CONCLUSION

Les travaux se sont concentrés sur les influences de trois différentes variables sur les capacités d'un bâtiment à effacer sa consommation de chauffage sur une période donnée : l'isolation et l'inertie du bâtiment, ainsi que le couple système-émetteur utilisé pour le chauffage.

Chacune a des impacts significatifs sur la réaction du bâtiment à un réduit puis un retour à la normale de la consigne de chauffage, mais à différents moments de cet effacement. Les variables concernant le bâtiment en lui-même, l'isolation, et l'inertie dans une moindre mesure, permettent de ralentir la décroissance de la température opérative lors de l'arrêt du chauffage, donc de retarder le moment du redémarrage partiel. Elles améliorent donc l'efficacité de l'effacement au moment demandé. Le niveau d'isolation déterminant aussi la consommation totale du bâtiment, c'est aussi la variable qui a le plus d'impact sur la quantité d'énergie effaçable. En revanche, ces variables ont assez peu d'impact sur l'amplitude de l'appel de puissance à la relance du chauffage, contrairement au type de système-émetteur : plus l'émetteur est inertiel (plancher chauffant), plus la pointe de l'effet rebond sera élevée.

De plus, la présence d'un appoint électrique, qui peut se mettre en route lors de la relance, augmente aussi de manière significative l'appel de puissance du système à la relance, même si l'émetteur lié est peu inertiel. Enfin, l'inertie d'un bâtiment semble faire une réelle différence dans les dynamiques des modèles au moment de l'effacement si elle est couplée à un système de chauffage qui sollicite son potentiel directement, comme le plancher chauffant.

6. BIBLIOGRAPHIE

ADEME. 2023. « Capacités de production flexible installées en 2020 et en 2050 par scénario ». Mix Elec G22. Transitions 2050 - Portail de données, juin 12. https://data-transitions2050.ademe.fr/datasets/mix-elec-g22.

Amin, Amin, Oudom Kem, Pablo Gallegos, Philipp Chervet, Feirouz Ksontini, et Monjur Mourshed. 2022. « Demand Response in Buildings: Unlocking Energy Flexibility through District-Level Electro-Thermal Simulation ». *Applied Energy* 305 (janvier): 117836. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117836.

Association négaWatt. 2022. *Scenario négaWatt 2022 - Rapport complet (Partie 4)*. Association négaWatt.

Favre, Bérenger, et Bruno Peuportier. 2014. « Application of dynamic programming to study load shifting in buildings ». *Energy and Buildings* 82 (octobre): 57-64. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.07.018.

Moeller, Simon. 2024. « Is It a Match? Smart Home Energy Management Technologies and User Comfort Practices in German Multi-Apartment Buildings ». *Energy Research & Social Science* 118 (décembre): 103794. https://doi.org/10.1016/j.erss.2024.103794.

Pallonetto, Fabiano, Mattia De Rosa, Francesco D'Ettorre, et Donal P. Finn. 2020. « On the Assessment and Control Optimisation of Demand Response Programs in Residential Buildings ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 127 (juillet): 109861. https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109861.

Raynaud, Maxime, et Anthony Rey. 2021. *Sous-tâche 3.3 : Bilan des études de flexibilité*. FLEXENR – Tâche 3 : Études des bâtiments par les équipes. DEE/PES-21-003RE. CSTB.

RTE. 2022. *Futurs énergétiques 2050 - Rapport complet*. RTE.

RTE. 2024a. *Equilibre offre demande et flexibilités*. Bilan Prévisionnel 2023-2035. RTE.

RTE. 2024b. *La consommation*. Bilan Prévisionnel 2023-2035. RTE.

Satgé, Valentin, Sophie Gabriel, et Cédric Clastres. 2025. « Sensitivity analysis of load profiles: Implications for resource adequacy in future power system ». *Energy* 335 (octobre): 138272. https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.138272.

Silva, David Da. 2011. « Analyse de la flexibilité des usages électriques résidentiels : application aux usages thermiques ». Thesis, Centre énergétique et procédés (Paris ; Fontainebleau, Seine et Marne ; Sophia-Antipolis, Alpes Maritimes ; 2004-2012). https://theses.fr/2011ENMP0070.

Zotti, Giulia De, Daniela Guericke, S. Ali Pourmousavi, Juan Miguel Morales, Henrik Madsen, et Niels Kjølstad Poulsen. 2019. « Analysis of Rebound Effect Modelling for Flexible Electrical Consumers ». *IFAC-PapersOnLine* 52 (4): 6-11. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.08.146.

Comparison of clustering approaches based on design or measured data for building stock energy consumption evaluation : a step toward energy flexibility assessment

Astrid Ganswindt[1,3,4,*], Jiyuan Cui[2], Rongling Li[2], Auline Rodler[1], Sihem Guernouti[1], Julien Ramousse[3], Jean-Baptiste Videau[4]

[1]Cerema BPE
Cité Administrative de Nantes, 12 bd Vincent Gâche - 44200 Nantes France
[2]Department of Civil and Mechanical Engineering, Technical University of Denmark
Brovej 118 - 2800 Kongens Lyngby Denmark
[3]Laboratoire Procédés Energie Bâtiment (LOCIE), Université Savoie Mont Blanc
Savoie Technolac - 73376 Le Bourget-Du-Lac France
[4]ENGIE Lab Crigen, Lab Ville et Bâtiments de demain
4 rue Joséphine Baker - 93240 Stains France [*]astrid.ganswindt@cerema.fr

RÉSUMÉ. L'objectif de ce travail est d'évaluer le potentiel de flexibilité de bâtiments à l'échelle du quartier. Afin d'éviter la modélisation détaillée de l'ensemble du parc, des archétypes de bâtiments sont identifiés à partir de techniques de clustering, une approche qui dépend fortement des bases de données disponibles pour caractériser les bâtiments. Cet article présente deux approches de clustering basées sur deux jeux de données d'un quartier à Aarhus au Danemark. La première approche utilise des données mesurées de consommation horaire, tandis que la seconde est basée sur des données en accès libre sur la géométrie et les usages des bâtiments.

MOTS-CLÉS. clustering, bases de données, flexibilité énergétique de la demande

ABSTRACT. The aim of this work is to assess the flexibility potential of buildings at the district scale. In order to avoid detailed modelling of a large number of buildings, specific archetypes are identified among the building stock using clustering techniques. This approach is highly dependent on the available datasets that can be used to characterize buildings. This paper presents two clustering approaches based on two different datasets applied to a neighbourhood in Aarhus, Denmark. The first approach uses measured hourly heat consumption data. The second approach is based on open-access design data : building uses and geometry.

KEYWORDS. clustering techniques, databases, demand-side management

1. INTRODUCTION

1.1. CONTEXT AND OBJECTIVES

Energy flexibility refers to the ability of a system to modulate its operation in order to maintain the balance between energy supply and demand, especially in response to fluctuations in intermittent renewable energy production. A distinction is made between supply-side and demand-side energy flexibility, the latter being mainly related to buildings through both their design and occupant behaviour. In this context, the energy flexibility potential of groups of buildings at the district scale is assessed by considering their uses and their geometric and thermal characteristics. The objective of this work is to define energy-based districts by grouping buildings whose diversity of uses and thermal characteristics maximises their flexibility potential,

thereby supporting decision-making policies such as the extension of district heating networks or implementing building refurbishment strategies, including changes to the energy systems.

Assessing the flexibility potential at the district scale requires the modelling of a large number of buildings. The aim of the methodology is to avoid the need for detailed modelling of each individual building, which would be too computationally intensive. To do so, building archetypes are identified among the building stock using clustering techniques. One challenge of this classification and identification work lies in the available data used to describe the building stock. This raises the following question : **which data are necessary and sufficient to characterize buildings for the assessment of their flexibility potential ?**

Two types of data are compared here. A first clustering is performed based on measured hourly consumption data of the buildings, while a second clustering is carried out using open-access design data : building geometry and uses.

1.2. SHORT LITTERATURE REVIEW

Comparisons between measured and design data are mainly used for the calibration or validation of numerical models, as explained for example in (Zhang et al., 2026) for the software CityBES. Some studies (Peinturier and Wallom, 2025) further investigate the level of detail of the numerical models required to best fit measured consumption data and associate them with the type of the available data (e.g., site audits, surveys, monitoring campains).

On the other hand, studies focusing on clustering approaches primarily compare different clustering methods. Measured data are commonly used to identify consumption patterns, mostly at the building scale (Liu et al., 2024), while design data are typically employed to define building archetypes at larger scales, as illustrated by the Spanish case study in (Martínez-Rocamora et al., 2024). Only a limited number of studies analyze the impact of the datas themselves, rather than the clustering algorithms alone. An example is the work of (Preud'homme et al., 2021), which compares different data types–continuous, categorical and probabilistic–across several methods. However, this study is not specific to the building sector.

The novelty of the present work lies in applying a clustering approach on the same set of buildings using different types of data–measured and design–in order to assess the specific information each dataset provides.

2. METHODOLOGY

2.1. BRABRAND NEIGHBOURHOOD

Both clustering approaches are applied to a neighbourhood located in Aarhus, Denmark, for which the municipality provided hourly consumption data for 50 buildings, mostly public and located in different areas of the city. The distribution of building uses is illustrated in Figure 1. The hourly consumption data concerns space heating and domestic hot water consumption, but does not include information on the buildings' electrical consumption. However, the sample size of this building stock is relatively limited, which may restrict the generalizability of the results.

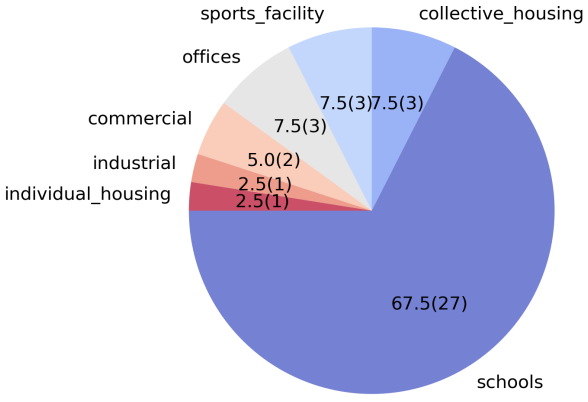


Figure 1 : Brabrand neighborhood usage distribution

2.2. CLUSTERING ANALYSIS BASED ON MEASURED DATA

2.2.1. Methodology

To identify characteristic daily heating usage patterns and enable a comparative analysis across buildings, daily heating load profiles from all buildings were analyzed jointly. Each day was represented by its normalized hourly load profile, allowing the comparison of intraday load shapes independently of absolute consumption levels. By pooling daily profiles across the entire building stock, the analysis focused on identifying recurring behavioral patterns rather than building-specific magnitude effects.

An unsupervised clustering approach was applied to group daily load profiles exhibiting similar temporal characteristics. Agglomerative hierarchical clustering with Ward's linkage was employed to derive a set of representative daily heating patterns based on similarities in hourly load evolution. The number of clusters was determined empirically using the silhouette criterion to balance cluster compactness and separation, resulting in a data-driven classification of daily heating behaviors.

The resulting clusters represent distinct modes of daily heating operation, reflecting differences in occupancy schedules, control strategies, and end-use characteristics. These clusters provide an interpretable behavioral typology of heating demand patterns, which forms the basis for subsequent analyses of operational variability and flexibility potential across the building portfolio.

2.2.2. Results

The optimal number of clusters was determined automatically using the silhouette criterion, which evaluates the compactness and separation of clusters based on the normalized daily load profiles. Among the tested configurations, a three-cluster solution achieved the highest silhouette score, indicating a clear separation of daily heating behaviors while preserving sufficient intra-cluster consistency. Consequently, three representative daily heating load patterns were identified.

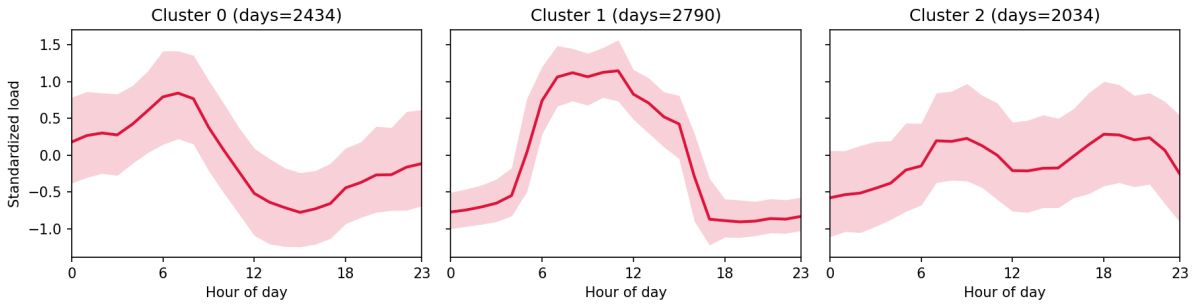


Figure 2 : Three typical daily heat consumption shape observed after clustering

Cluster 0 (morning peak type) is characterized by a pronounced increase in heating demand during the early morning hours, reaching a peak around 6 :00–8 :00, followed by a gradual decline throughout the day and relatively stable, lower demand in the evening. Cluster 1 (hat shape type) displays a sharp morning ramp-up and a sustained daytime plateau, with heating demand remaining high during typical working hours before dropping rapidly in the late afternoon or early evening, reflecting continuous daytime operation. In contrast, Cluster 2 (morning and eve-

ning peak type) shows a bimodal structure, with heating demand peaking both in the morning and again in the evening, separated by a midday reduction. These three clusters capture distinct and interpretable daily heating operation modes, reflecting differences in occupancy schedules and heating control strategies across the building stock.

Comparison of clustering results with actual building uses reveals that these daily heating patterns are not uniformly distributed across building types but are instead closely linked to building function. Daytime-oriented buildings such as day care centers, offices, and schools are predominantly associated with the hat shape type, consistent with regular occupancy schedules and centralized heating control during working hours. In contrast, residential and leisure-related buildings are more frequently associated with the morning and evening peak type, reflecting occupancy patterns concentrated outside standard working hours. The morning peak type appears across several building categories, particularly in buildings with limited or short-duration daytime operation, where heating demand is largely driven by morning warm-up rather than sustained occupancy. These results demonstrate that the identified daily heating load patterns capture meaningful operational differences among building uses, supporting their interpretation as characteristic energy usage habits.

2.3. CLUSTERING ANALYSIS BASED ON DESIGN DATA

2.3.1. Methodology

The methodology explained here has been initially developed for the French city of Nantes (Ganswindt et al., 2025) and is reapplied to the Brabrand neighbourhood, with a limited number of adaptations to account for the smaller scale of the building stock. For the large building stock of Nantes (50,000 buildings, including 50% single-family houses), an initial classification by building use is required to identify archetypes across different uses (e.g. offices, schools). This step is not necessary for the Brabrand neighbourhood, which include only 50 buildings, with most uses represented by one to three buildings. In this case, a preliminary classification by use would unnecessarily increase the number of clusters, as it would require at least two clusters per use, multiplying the total number of clusters by the number of use categories.

The method developed for Nantes relies on design data available as open-access datasets at the national scale (BDTOPO, Cerema land registry files, BDNB Open), allowing its application to other cities. For the Brabrand neighbourhood, the data are sourced from national georeferenced databases (Geodanmark and Dataforsyningen). Building uses are obtained from the BBR database, which references all Danish buildings by their use, size and age. Construction year and thermal characteristics are not considered at this stage, as access to these data is limited, particularly for tertiary buildings. The data used in the clustering process are as follows :

— Usage (considered in the clustering as categorical variables).
— Building geometrical data : height, floor area, vertical adjacent surface and compacity.
— Geometrical data of the building's close surroundings within a 50 m radius : density and floor area ratio.

The data are normalized according to a scaling process using mean-centering. K-means clustering algorithms is then applied to these normalized data (Ganswindt et al., 2025), for cluster numbers ranging from two to seven (Figure 3). The optimal number of clusters is determined using three indicators, seeking a trade-off between high Silhouette and Calinski–Harabasz indices and a low Davies–Bouldin index. Three clusters provide a high Silhouette score and a low Davies–Bouldin index, indicating well-defined and well-separated clusters. Although this

configuration yields a low Calinski–Harabasz index, this metric is more appropriate for larger datasets. The result nevertheless suggests a potential imbalance in cluster size, while all clusters remain dense and well separated.

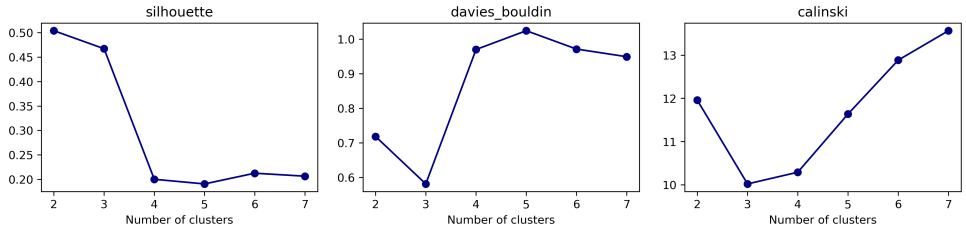


Figure 3 : Design data clustering indicators

2.3.2. Results

Figure 4 shows insights into the different clusters according to building use and geometry. The design-based clustering (blue : D0, D1, D2) groups small, low-adjacency buildings—mainly detached houses—in Cluster D0, while Cluster D2 includes larger, taller buildings with greater floor area, mostly schools and sports facilities. Cluster D1 shows similar floor area and adjacency to Cluster D0 but does not differentiate buildings by use. Density and other neighbourhood characteristics do not significantly influence the clustering.

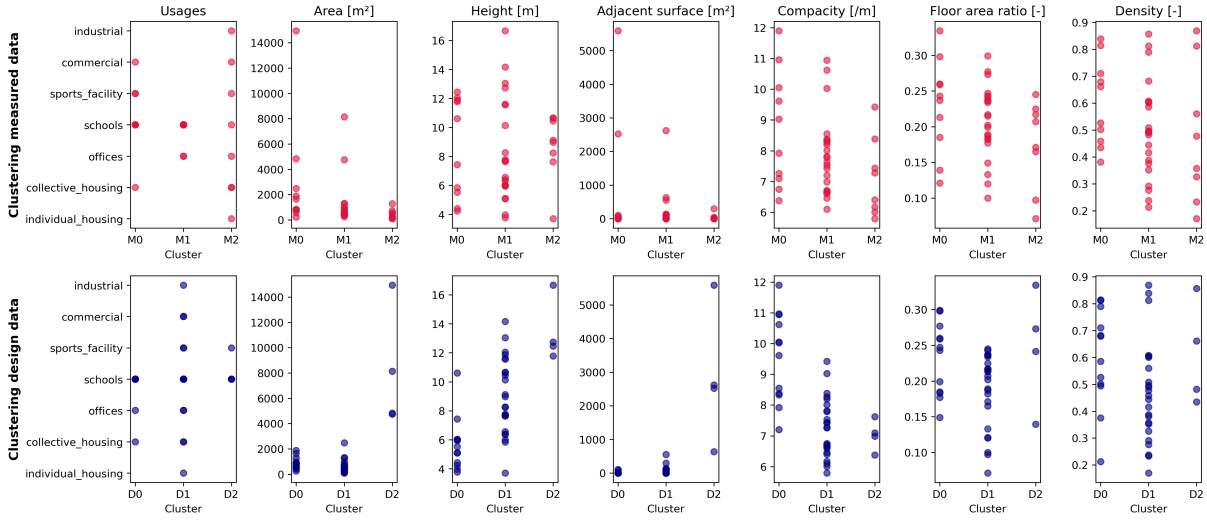


Figure 4 : Measured data and design data clustering comparison

2.4. CORRELATIONS BETWEEN THE RESULTS OF BOTH METHODS

Figure 4 also summarizes the geometrical and usage characteristics of the clusters derived from the measured-data-based clustering (red : M0, M1, M2). Building use strongly influences the clustering : Cluster M1 includes exclusively schools and offices, consistent with a hat-shaped daily heating profile, while Cluster M0 mainly groups tertiary buildings such as commercial, school and sports facilities. In contrast, Cluster M2, which exhibits the least defined daily heating profile, is not associated with any specific use but is clearly characterized by small floor area and low adjacency. Other building-scale geometrical indicators (height and compacity)

and neighbourhood characteristics (density and floor area ratio) do not significantly influence the clustering. This may be partly explained by the fact that the clustering is based exclusively on winter data, whereas surrounding density is expected to have a stronger impact during summer through shading and urban heat island effects.

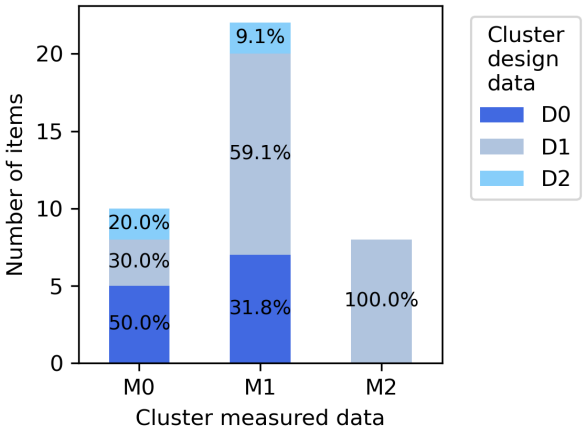


Figure 5 : Measured data and design data clustering comparison

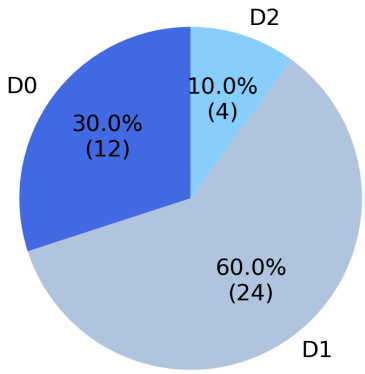


Figure 6 : Design data cluster distribution

A strict correspondence between the two clustering approaches cannot be established, although several similarities can be identified. Cluster M2 and Cluster D1 both consist exclusively of small detached buildings with diverse uses, and Cluster M2 is entirely composed of buildings from this design cluster (Figure 5). For the remaining clusters, similarities are less distinct. Cluster D1 is nevertheless the most represented within Cluster M1, indicating that the hat-shaped heating profile mainly occurs in buildings from the miscellaneous-use design cluster, a result partly driven by the large proportion of buildings assigned to this design cluster (Figure 6). The morning-peak cluster (Cluster M0), dominated by tertiary uses, shows similarities in use with Cluster D0 but differs in geometrical properties, particularly floor area and adjacency. This indicates that the morning-peak consumption profile occurs across all design clusters and cannot be inferred from design data alone, as it reflects actual building use and is only captured by measured data.

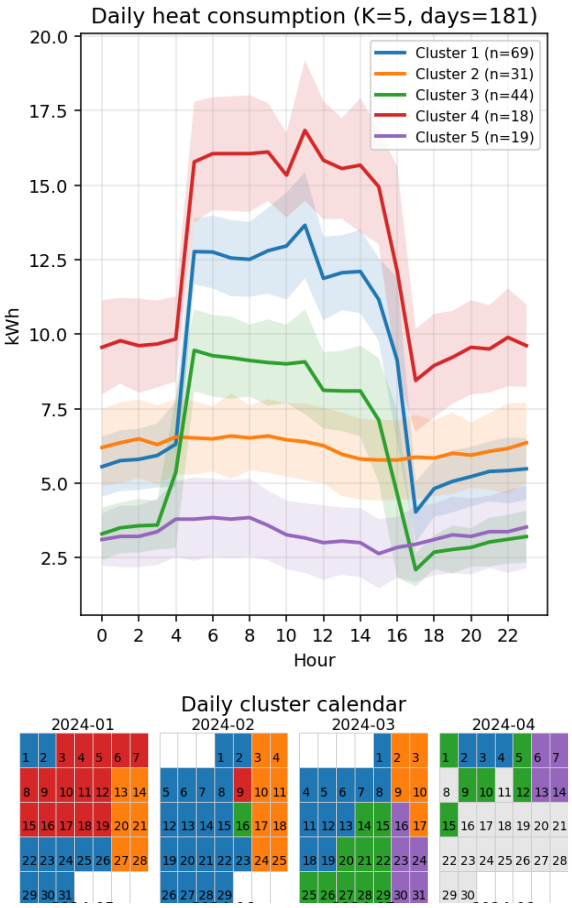


Figure 7 : Clustering of heat consumption for a Day Care Center building

While this study shows certain limitations, especially regarding the sample size and the complete overlap between cluster M2 and cluster D1, the results may offer a basis for future research, particularly when larger building datasets are available.

3. DISCUSSIONS

This study highlights the dominant role of building use in explaining the distribution of buildings across measured-data clusters, as it is closely linked to heating profiles. However, use alone does not fully explain all clusters, particularly Cluster M2, where all uses are represented and geometrical characteristics—especially floor area and adjacency—also contribute. Addressing the initial research question, building use emerges as the most influential design-related property, followed by floor area as an indicator of building shape. Nevertheless, measured data provide essential information that cannot be captured by design data alone, namely actual building usage, which reflects occupancy patterns and heating behaviour. This comparison of clustering approaches underscores the relevance of a preliminary use-based classification for large datasets, as implemented in the Nantes methodology (Ganswindt et al., 2025), and confirms the value of including selected geometrical properties in the clustering analysis.

For further information, a representation of the heat-consumption profiles based on measured data is presented in Figure 7 for a specific day-care center during the 2024 heating season. It reveals distinct within-building operating modes that evolve with seasonal conditions, including reduced load levels and shorter heating durations as outdoor temperatures increase. Clear differences between weekday and weekend behavior are observed, reflecting schedule-driven operation. This example illustrates how daily heat-consumption data can be used not only for cross-building comparison but also for building-level operational interpretation, monitoring, and the identification of atypical periods.

4. CONCLUSION

This study is based on an initial constraint : access to measured and/or design data for large building stock (district or city scale). Measured data are most relevant for flexibility assessment, reflecting actual user behaviour, while design data—particularly building use and floor area—can characterize consumption profiles when measured data are unavailable (Table 1). The main advantage of design data is that they enable the replication of the methodology across other districts or cities.

	Measured data	Design data
Types of data	Building uses Geometry Potentially thermal properties (through BBR in Denmark)	Building uses (hypothesis) Actual usage of the building (occupancy and heating schedules for example)
Data accessibility	Limited (mainly through contracts)	Open-access at the national scale
Replicability	Limited	High
Uses for flexibility purposes	Data-driven flexibility Operational phase	Simulations Design phase

Tableau 1 : Synthesis of measured and design data and use for flexibility purposes

For flexibility assessment, design data support the development and testing of strategies via numerical models, while measured data enable model validation and the creation of digital twins. These models can be used to assess flexibility through a direct baseline approach, by

processing multiple simulations under different scenarios (Marszal-Pomianowska, 2019). This simulation-based approach avoids the influence of external factors, such as variations in climate conditions or occupancy. However, real operation data remain essential to assess the actual feasibility of flexibility events, particularly regarding user acceptance and thermal comfort constraints.

To summarize this, different types of data correspond to different phases of a building's lifecycle and lead to different flexibility assessment approaches. These two approaches can be summarized by distinguishing the design phase from the operational phase. During the design phase, the previously-explained flexibility assessment based on numerical simulations can be performed. In practice and during the operational phase, building operators and aggregators often analyse historical consumption data in relation to energy price signals to determine whether flexibility actions could have been activated retrospectively. Such analyses also allow the identification of recurring consumption patterns over specific days or weeks, which can be used to anticipate and plan future load-shedding strategies in response to price variation. Furthermore, measured data provide valuable insight into the amount of energy that can be curtailed during flexibility events, as well as the duration over which load shedding can be sustained without compromising thermal confort.

REMERCIEMENTS

This research was supported by ENGIE R&I, GRDF and the Solar Academy.

BIBLIOGRAPHIE

Ganswindt, A., Rodler, A., Guernouti, S., Ramousse, J., Da Silva, D., Videau, J.-B., and Gavan, V. (2025). Méthodologie de classification des bâtiments à l'échelle du quartier au regard de leur potentiel de flexibilité énergétique.

Liu, X., Zhang, S., Wang, X., Wu, R., Yang, J., Zhang, H., Wu, J., and Li, Z. (2024). Clustering method comparison for rural occupant's behavior based on building time-series energy data. 14(8) :2491.

Marszal-Pomianowska, A. J. (2019). *Principles of energy flexible buildings*. Danish Technological Institute. OCLC : 1203939368.

Martínez-Rocamora, A., Díaz-Cuevas, P., Camarillo-Naranjo, J., Gálvez-Ruiz, D., and González-Vallejo, P. (2024). Identification of residential building typologies by applying clustering techniques to cadastral data. 86 :108912.

Peinturier, L. and Wallom, D. C. (2025). Building energy simulation calibration accuracy and modelling complexity : Implications for energy performance improvement. 344 :115971.

Preud'homme, G., Duarte, K., Dalleau, K., Lacomblez, C., Bresso, E., Smaïl-Tabbone, M., Couceiro, M., Devignes, M.-D., Kobayashi, M., Huttin, O., Ferreira, J. P., Zannad, F., Rossignol, P., and Girerd, N. (2021). Head-to-head comparison of clustering methods for heterogeneous data : a simulation-driven benchmark. 11(1) :4202.

Zhang, W., Sun, K., Li, H., Rodriguez-Garcia, L., Heleno, M., and Hong, T. (2026). Calibration of urban building energy model using smart meter data for district peak load prediction. 407 :127348.

Intégration de métamodèles d'apprentissage automatique dans la commande prédictive pour la gestion énergétique des bâtiments

Ryad Ghouti*[1], Patrick Schalbart[1]

[1] Mines Paris PSL - Centre Énergie, Environnement, Procédés (CEEP)
60 Boulevard Saint-Michel, 75006 Paris, France,

***ryad.ghouti@minesparis.psl.eu**

RESUME. Cette contribution étudie l'intégration de métamodèles d'apprentissage automatique dans une stratégie de commande prédictive appliquée à un bâtiment résidentiel simplifié. Trois architectures (forêts aléatoires, réseau de neurones multicouche et LSTM) sont entraînées afin de prédire la puissance de chauffage et la température intérieure. Les résultats montrent que le LSTM obtient les meilleures performances, avec une valeur de RMSE de 61 W pour la puissance et de 0,39 °C pour la température lors des phases dynamiques hors consigne. Dans un second temps, le modèle thermique matriciel est partiellement remplacé par le métamodèle de puissance au sein d'une optimisation visant à déterminer des stratégies d'effacement sur un horizon de 10 jours. Comparée à une régulation classique, l'optimisation basée sur le modèle physique permet une réduction de coût de 14 %, tandis que l'approche utilisant le métamodèle conduit à une réduction de 7,6 %, avec un temps de calcul diminué d'environ 30 %. Ces résultats confirment le potentiel des métamodèles pour accélérer l'optimisation tout en conservant une cohérence énergétique satisfaisante.

MOTS-CLES : Gestion énergétique des bâtiments ; Apprentissage automatique ; Commande prédictive robuste.

ABSTRACT. This contribution proposes the partial replacement of matrix-based thermal models used in predictive control with machine learning–based metamodels in order to reduce the computational cost of optimization. Several architectures are trained to predict heating power and indoor temperature. The metamodels are embedded in an energy optimization framework and compared with the reference physical model. The optimal trajectories obtained using the AI-based approach are analyzed in terms of thermal consistency, with the optimized heating power profile re-injected into the physical model for validation. The LSTM architecture achieves the best predictive performance, with an RMSE value of 61 W for heating power and 0.39 °C for indoor temperature during off-setpoint dynamic phases. Over a ten-day optimization horizon, the physical-model-based strategy reduces energy cost by 14 % compared to classical regulation, while the metamodel-based approach achieves a 7.6 % cost reduction with approximately 30 % lower computation time. These results confirm the potential of metamodels to accelerate optimization while preserving satisfactory energetic consistency.

KEYWORDS: Building energy management; Machine learning; Robust predictive control.

1. INTRODUCTION

Dans un contexte de transition énergétique et d'électrification croissante des usages, le secteur du bâtiment constitue un levier majeur de réduction de la consommation et des émissions. La gestion optimisée des systèmes de chauffage, en particulier lors des périodes de pointe, devient ainsi un enjeu central.

Parmi les approches existantes, la commande prédictive (*Model Predictive Control*, MPC) constitue un cadre particulièrement pertinent pour la gestion énergétique des bâtiments. Elle permet d'optimiser les actions de commande sur un horizon fini tout en respectant les contraintes de confort et les limites

des équipements. Son efficacité a été démontrée tant en réduction de consommation qu'en amélioration du confort, et elle facilite l'intégration des énergies renouvelables et des dispositifs de stockage, contribuant ainsi à la flexibilité énergétique des bâtiments (Killian et Kozek 2016; Zhang et al. 2022).

Cependant, le MPC repose sur l'existence d'un modèle thermique fiable du bâtiment. L'intégration de modèles physiques détaillés dans des algorithmes d'optimisation entraîne un coût calculatoire élevé (Wang et al. 2023). Par ailleurs, la construction de tels modèles nécessite l'identification précise d'un grand nombre de paramètres thermiques (capacités, résistances, coefficients d'échange), souvent difficiles à estimer avec exactitude, notamment en phase de réponse à appels d'offres ou lors d'études préliminaires où les informations disponibles sont limitées. Ces deux contraintes, charge computationnelle et complexité de modélisation, limitent l'applicabilité opérationnelle du MPC, en particulier dans le secteur résidentiel et motivent le développement d'approches alternatives plus légères et moins dépendantes de la connaissance détaillée des paramètres physiques.

Dans ce contexte, les méthodes d'apprentissage automatique ont été largement explorées pour la prédiction des besoins de chauffage. Les modèles tels que *eXtreme Gradient Boosting* (XGBoost) (Wang et al. 2023), les forêts aléatoires (Smarra et al. 2018), les *Support Vector Machines* (SVM) (Liu et al. 2020) ou encore les architectures profondes de type LSTM, GRU ou hybrides CNN-GRU (Zhou et al. 2024; Lv et al. 2022; Cui et al. 2024) ont démontré leur capacité à capturer les dynamiques thermiques à partir de données historiques. Bien que performantes en prédiction, ces approches restent souvent centrées sur l'estimation des charges ou des températures, sans intégration systématique dans un cadre d'optimisation énergétique complet comparé aux modèles physiques de référence.

Ainsi, il subsiste un besoin d'évaluer dans quelle mesure des métamodèles issus de l'apprentissage automatique peuvent remplacer des modèles thermiques matriciels au sein d'une stratégie de commande prédictive, tout en conservant une cohérence dynamique et une précision suffisante pour la prise de décision énergétique.

L'objet de cette étude est d'évaluer la capacité de métamodèles d'apprentissage automatique à se substituer à un modèle thermique dynamique basé sur la physique au sein d'une stratégie d'optimisation énergétique appliquée à un bâtiment résidentiel. L'objectif est d'identifier le compromis entre précision physique et performance computationnelle, et de déterminer si les solutions optimales issues des modèles d'intelligence artificielle (IA) restent cohérentes pour des stratégies de stockage et d'effacement en période de pointe.

2. METHODOLOGIE

Le cas d'étude repose sur un bâtiment résidentiel mono-zone simplifié, représentant une maison individuelle théorique modélisée de manière homogène. La dynamique thermique se concentre sur les phénomènes dominants, tandis que les effets multizones, la ventilation, l'occupation et les apports internes ne sont pas explicitement pris en compte. Cette simplification volontaire permet de limiter la complexité des interactions physiques et d'isoler l'impact du remplacement du modèle thermique matriciel par des métamodèles d'apprentissage automatique dans le processus d'optimisation. Des extensions vers des configurations plus réalistes et multi-physiques sont envisagées dans des travaux futurs.

Le comportement thermique est modélisé à l'aide d'un système matriciel discret dérivé de l'équation de la chaleur. Ce modèle physique décrit l'évolution de la température intérieure en fonction des conditions extérieures, des apports solaires et de la puissance de chauffage.

$$\begin{cases} \boldsymbol{C}.\dot{\boldsymbol{T}} = \boldsymbol{A}.\boldsymbol{T} + \boldsymbol{E}.\boldsymbol{U} \\ \boldsymbol{Y} = \boldsymbol{J}.\boldsymbol{T} + \boldsymbol{G}.\boldsymbol{U} \end{cases} \quad \textbf{(1)}$$

Dans ce modèle, $\boldsymbol{T}$ désigne le vecteur d'état associé au champ de températures, $\boldsymbol{U}$ le vecteur des sollicitations, $\boldsymbol{C}$ la matrice diagonale des capacités thermiques et $\boldsymbol{A}$ la matrice des échanges conductifs entre mailles. La matrice $\boldsymbol{E}$ représente le couplage entre les sollicitations et le système thermique. Le vecteur de sortie $\boldsymbol{Y}$ est obtenu via les matrices $\boldsymbol{J}$ et $\boldsymbol{G}$, reliant respectivement les températures et les sollicitations aux grandeurs observables (Munaretto 2014).

L'optimisation énergétique est réalisée avec un pas de temps horaire sur un horizon de 10 jours. Les contraintes de confort thermique ainsi que les limites de puissance du système de chauffage sont identiques pour l'ensemble des approches évaluées. Le modèle matriciel constitue la référence utilisée pour comparer les performances des métamodèles.

2.1. GENERATION DES DONNEES

Les données d'entraînement proviennent de simulations thermiques dynamiques réalisées avec le logiciel Pléiades. Plusieurs fichiers météorologiques sont utilisés afin de couvrir une diversité de conditions climatiques. Ils sont construits à partir du fichier réglementaire RT2012 de la station de Trappes, complété par des séries générées selon une approche stochastique fondée sur le tirage aléatoire des fréquences des signaux (Ligier 2018), permettant de conserver les caractéristiques statistiques du climat de référence. Une période totale de vingt années est simulée avec un pas de temps horaire. Les variables extraites comprennent la température extérieure, l'irradiation solaire, la puissance de chauffage et la température intérieure. Les données sont ensuite normalisées avant l'entraînement afin d'assurer la stabilité numérique des modèles.

2.2. DEVELOPPEMENT DES METAMODELES

Trois familles de modèles d'apprentissage automatique sont étudiées : les forêts aléatoires (RF), les réseaux de neurones multicouches (NN) et les réseaux récurrents de type *Long Short-Term Memory* (LSTM). Les RF et NN sont retenus pour leur efficacité en régression non linéaire, tandis que les LSTM sont mobilisés pour leur capacité à capturer les dépendances temporelles. Les modèles exploitent les historiques de la température intérieure, de la puissance de chauffage ainsi que des sollicitations extérieures (température et apports solaires), afin de représenter l'inertie thermique et les effets dynamiques du bâtiment. Une validation croisée temporelle est mise en œuvre pour préserver la structure séquentielle des données. Les performances sont évaluées à l'aide des indicateurs RMSE, MAE et R^2. Les modèles sont entraînés pour prédire la puissance de chauffage et la température intérieure en vue de remplacer le modèle thermique physique dans l'optimisation.

2.3. INTEGRATION DANS L'OPTIMISATION

Les métamodèles sont intégrés en remplacement direct du modèle thermique matriciel au sein d'une optimisation énergétique en boucle ouverte. L'algorithme d'optimisation utilisé combine les principes du maximum de Pontriaguine (Boltyanskiy et Pontryagin 1961) et de la programmation dynamique de Bellman (Bellman et Kalaba 1957), afin de déterminer des stratégies optimales de stockage et d'effacement visant à réduire la consommation durant les heures de pointe. L'horizon de prédiction, les

contraintes et la fonction objectif sont strictement identiques pour les approches physiques et IA. Cette intégration permet d'évaluer la capacité des métamodèles à reproduire les trajectoires optimales obtenues avec le modèle de référence tout en réduisant le coût computationnel.

2.4. PROTOCOLE EXPERIMENTAL

Les simulations thermiques dynamiques couvrent une période totale de vingt années. L'entraînement des métamodèles est réalisé à l'aide d'une validation croisée temporelle en dix divisions (*TimeSeriesSplit*), afin de préserver la structure séquentielle des données. Les performances finales sont évaluées sur une année indépendante, strictement exclue du processus d'entraînement et de validation.

Les modèles sont entraînés en mode prédiction à un pas (*one-step prediction*), notamment pour estimer la puissance de chauffage nécessaire au maintien de la température de consigne. Dans le cadre de l'optimisation, les prédictions sont effectuées de manière récursive : les valeurs prédites sont réinjectées comme entrées pour les pas de temps suivants. Cette approche permet de reproduire le fonctionnement réel d'un modèle intégré dans une procédure d'optimisation.

La réinjection successive des prédictions peut engendrer une accumulation des erreurs sur l'horizon étudié. Afin de limiter cet effet et d'évaluer la stabilité des métamodèles dans des conditions réalistes, l'optimisation est réalisée sur un horizon de 10 jours consécutifs en début d'année de test. Aucun horizon glissant ni réinitialisation intermédiaire n'est appliqué, ce qui constitue une évaluation conservatrice de la robustesse des modèles. Les performances des trois architectures (RF, NN et LSTM) sont évaluées sur un jeu de données indépendant pour la prédiction de la puissance de chauffage et de la température intérieure. Les indicateurs retenus sont : RMSE, MAE et R^2 (le coefficient de détermination).

3. PREDICTION DE LA PUISSANCE DE CHAUFFAGE

Le Tableau 1 présente les performances obtenues pour la prédiction de la puissance de chauffage. Les trois architectures montrent une capacité satisfaisante à reproduire les dynamiques de chauffage, avec des coefficients R^2 supérieurs à 0,997.

	RF	NN	LSTM
R^2	0,997	0,998	0,999
RMSE [W]	107	68	61
MAE [W]	34	37	37

Tableau 1 : Mesures de performance des métamodèles – Puissance de chauffage.

Le modèle RF présente une bonne régression globale, avec une RMSE de 107 W. Le réseau NN améliore légèrement la précision (RMSE = 68 W), tandis que le LSTM obtient les meilleures performances (RMSE = 61 W), traduisant sa capacité à intégrer explicitement les dépendances temporelles. La Figure 1 illustre la comparaison entre la puissance simulée par le modèle physique et les prédictions issues du métamodèle LSTM sur une année de test.

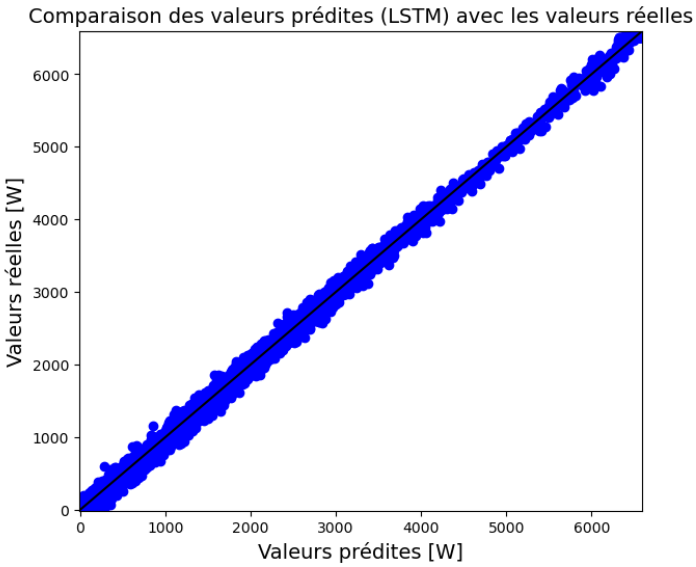


Figure 1 : Comparaison de la puissance de chauffage simulée par le modèle physique et prédite par le métamodèle LSTM sur l'année de test

3.1. PREDICTION DE LA TEMPERATURE INTERIEURE

Les résultats relatifs à la température intérieure sont présentés dans le Tableau 2. Afin d'affiner l'analyse, les performances sont évaluées séparément selon deux régimes : lorsque la température intérieure est égale à la consigne (19 °C) et lorsqu'elle s'en écarte. Cette distinction est motivée par le fait que, dans le cadre de l'optimisation, le modèle de température est principalement sollicité lors des phases de stockage, effacement ou d'écart à la consigne. Les résultats présentés dans cette section correspondent spécifiquement au régime où la température s'écarte de la consigne.

	RF	NN	LSTM
R^2	0,946	0,947	0,956
RMSE [°C]	0,44	0,43	0,39
MAE [°C]	0,17	0,22	0,18

Tableau 2 : Mesures de performance des métamodèles – Température intérieure

Les performances obtenues pour la prédiction de la température intérieure présentent des coefficients R^2 compris entre 0,946 et 0,956 lors des phases hors consigne. Bien que légèrement inférieurs à ceux obtenus pour la puissance de chauffage, ces résultats restent élevés et traduisent une bonne capacité des modèles à reproduire les variations thermiques du bâtiment.

Les RMSE observées, comprises entre 0,39 °C et 0,44 °C, demeurent faibles au regard des exigences de confort thermique. Ces écarts restent limités même lors des phases transitoires, ce qui confirme que les métamodèles capturent correctement la dynamique thermique pertinente pour l'optimisation. La Figure 2 présente une comparaison détaillée des températures prédites et simulées, cette vue rapprochée met en évidence des écarts ponctuels entre le modèle physique et les métamodèles.

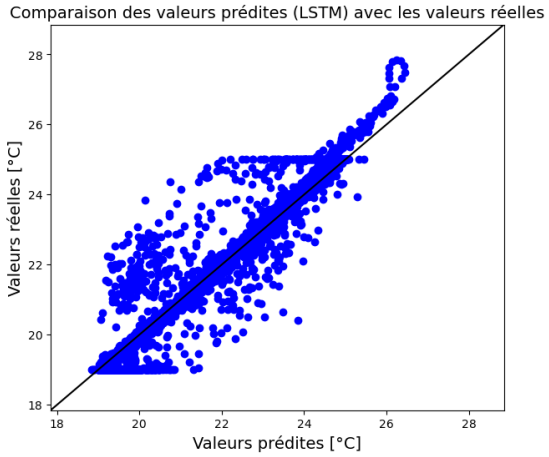


Figure 2 : Comparaison de la température intérieure simulée par le modèle physique et prédite par le métamodèle LSTM sur l'année de test

La Figure 3 illustre les trajectoires thermiques sur la première semaine de simulation. Un léger décalage systématique peut être observé durant les périodes où la température est stabilisée à la consigne. Ce biais reste toutefois limité en amplitude et n'entraîne ni dérive progressive ni instabilité sur la période considérée. Les phases dynamiques hors consigne, qui sont les plus pertinentes dans le cadre de l'optimisation énergétique, demeurent correctement reproduites.

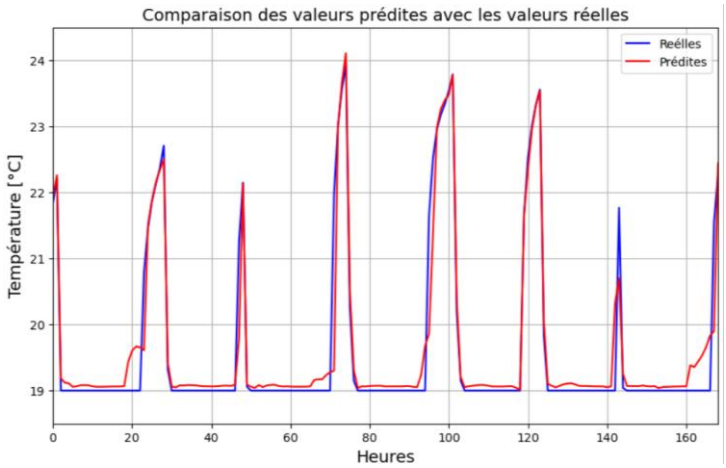


Figure 3 : Comparaison des trajectoires de température intérieure sur la première semaine de simulation : modèle physique de référence et prédiction de LSTM

3.2. OPTIMISATION

Afin d'évaluer l'impact de l'intégration des métamodèles dans la prise de décision, le modèle thermique matriciel est partiellement remplacé par le métamodèle dédié à la prédiction de la puissance de chauffage. Le modèle de température n'est pas substitué à ce stade, les performances prédictives n'étant pas jugées suffisamment robustes pour une intégration complète.

L'optimisation est réalisée sur un horizon de 10 jours avec les mêmes contraintes et la même fonction objectif pour l'ensemble des approches comparées. L'objectif consiste à minimiser le coût, tout en respectant les contraintes du système qui portent sur le confort thermique, avec une température maintenue dans l'intervalle [19 °C ; 25 °C], et sur les limites du système de chauffage, la puissance étant comprise entre 0 et 6,5 kW. L'optimisation repose sur un processus itératif : à chaque pas de temps, la puissance est déterminée à partir de l'état thermique précédent, puis la température résultante est

calculée. Dans l'approche physique, ces deux grandeurs proviennent du modèle matriciel. Dans la version intégrant les métamodèles, seule l'équation de calcul de la puissance est remplacée par une prédiction, la température restant évaluée par le modèle physique. Les résultats sont rapportés dans le Tableau 3.

Stratégie	Coût [€]	Gain vs régulation	Temps de calcul [s]
Régulation classique	81	-	-
Optimisation modèle physique	69	14 %	69
Optimisation métamodèle	75	7,6 %	49

Tableau 3 : Comparaison des stratégies sur l'horizon de 10 jours

L'optimisation basée sur le modèle physique permet une réduction du coût énergétique de 14 % par rapport à la régulation classique, tandis que l'approche utilisant le métamodèle conduit à un coût correspondant à une réduction de coût de 7,6 % par rapport à la régulation classique. Les contraintes de confort thermique sont respectées dans les deux approches optimisées, avec un écart maximal de température inférieur à 0,5 °C. En termes de performance computationnelle, le temps de calcul est réduit de 30 % avec le métamodèle, confirmant l'intérêt de la substitution partielle pour accélérer la résolution du problème d'optimisation.

4. DISCUSSION ET CONCLUSION

Cette étude a évalué la capacité de métamodèles d'apprentissage automatique à se substituer partiellement à un modèle thermique matriciel dans une stratégie d'optimisation énergétique appliquée à un bâtiment résidentiel simplifié.

Les résultats prédictifs montrent que les architectures étudiées, en particulier le LSTM, permettent de prédire la puissance de chauffage avec une RMSE de 61 W et la température intérieure avec une RMSE inférieure à 0,4 °C lors des phases dynamiques pertinentes.

L'intégration du métamodèle de puissance dans l'optimisation conduit à des stratégies d'effacement proches de celles obtenues avec le modèle physique, avec une différence modérée sur la valeur du coût optimal. La réduction du temps de calcul observée confirme l'intérêt de cette approche pour des applications nécessitant des résolutions rapides ou répétées.

L'analyse comparative met en évidence la supériorité du LSTM, notamment lors des phases dynamiques, ce qui s'explique par sa capacité à intégrer explicitement les dépendances temporelles et la capacité thermique. À l'inverse, les forêts aléatoires et les réseaux multicouches reposent sur une représentation instantanée des entrées, limitant la capture des effets séquentiels. L'écart entre MAE et RMSE indique par ailleurs la présence d'erreurs ponctuelles lors des transitions de chauffage, davantage pénalisantes pour les modèles sans mécanisme de mémoire. Ces résultats soulignent l'importance de la prise en compte explicite de la dynamique temporelle dans un contexte d'optimisation énergétique.

Toutefois, l'étude repose sur un cas mono-zone simplifié et sur une substitution partielle du modèle thermique. L'accumulation potentielle des erreurs en prédiction récursive constitue également un point d'attention. Des travaux futurs viseront à améliorer la robustesse du modèle de température, à étendre l'approche à des bâtiments multizones et à intégrer explicitement les incertitudes météorologiques dans le processus décisionnel.

5. BIBLIOGRAPHIE

Bellman, Richard, et Robert Kalaba. 1957. « Dynamic programming and statistical communication theory ». *Proceedings of the National Academy of Sciences* 43 (8): 749-51. https://doi.org/10.1073/pnas.43.8.749.

Boltyanskiy, V. G., et L. S. Pontryagin. 1961. *Theory of Optimal Processes*. No. JPRS4645. mai 25, JPRS4645. https://apps.dtic.mil/sti/html/tr/ADA365900/.

Cui, Jingping, Wei Kuang, Kai Geng, et al. 2024. « Advanced Short-Term Load Forecasting with XGBoost-RF Feature Selection and CNN-GRU ». *Processes* 12 (11): 11. https://doi.org/10.3390/pr12112466.

Killian, M., et M. Kozek. 2016. « Ten questions concerning model predictive control for energy efficient buildings ». *Building and Environment* 105 (août): 403-12. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.05.034.

Ligier, S. 2018. « Développement d'une méthololologie pour la garantie de performance énergétique associant la simulation à un protocole de mesure et vérifications ». Thèse de doctorat, École nationale supérieure des mines de Paris.

Liu, Yang, Hongyu Chen, Limao Zhang, Xianguo Wu, et Xian-jia Wang. 2020. « Energy consumption prediction and diagnosis of public buildings based on support vector machine learning: A case study in China ». *Journal of Cleaner Production* 272 (novembre): 122542. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122542.

Lv, Ruixin, Zhongyuan Yuan, Bo Lei, Jiacheng Zheng, et Xiujing Luo. 2022. « Building thermal load prediction using deep learning method considering time-shifting correlation in feature variables ». *Journal of Building Engineering* 61 (décembre): 105316. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.105316.

Munaretto, Fabio. 2014. « Étude de l'influence de l'inertie thermique sur les performances énergétiques des bâtiments ». Thèse de doctorat, École nationale supérieure des mines de Paris. http://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-01068784.

Smarra, Francesco, Achin Jain, Tullio de Rubeis, Dario Ambrosini, Alessandro D'Innocenzo, et Rahul Mangharam. 2018. « Data-driven model predictive control using random forests for building energy optimization and climate control ». *Applied Energy* 226 (septembre): 1252-72. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.02.126.

Wang, Dan, Yangzhe Chen, Wei Wang, Cheng Gao, et Zhe Wang. 2023. « Field test of Model Predictive Control in residential buildings for utility cost savings ». *Energy and Buildings* 288 (juin): 113026. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113026.

Wang, Huilong, Yongbao Chen, Jing Kang, Zhikun Ding, et Han Zhu. 2023. « An XGBoost-Based predictive control strategy for HVAC systems in providing day-ahead demand response ». *Building and Environment* 238 (juin): 110350. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110350.

Zhang, Kun, Anand Prakash, Lazlo Paul, et al. 2022. « Model predictive control for demand flexibility: Real-world operation of a commercial building with photovoltaic and battery systems ». *Advances in Applied Energy* 7 (septembre): 100099. https://doi.org/10.1016/j.adapen.2022.100099.

Zhou, Mengran, Ling Wang, Feng Hu, et al. 2024. « ISSA-LSTM: A new data-driven method of heat load forecasting for building air conditioning ». *Energy and Buildings* 321 (octobre): 114698. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114698.

Impact de l'emplacement des capteurs MOX sur le suivi des COV dans les environnements intérieurs

Soizic Gibeaux*[1], Jordy Rabetanetiarimanana[1], Thibaut Lecompte[1], Thibaut Colinart[1]

[1] Univ. Bretagne Sud, UMR CNRS 6027, IRDL,
F-56100 Lorient, France,
*** soizic.gibeaux@univ-ubs.fr**

RESUME.

Le déploiement de micro-capteurs constitue un moyen pertinent d'évaluer la qualité de l'air intérieure (QAI), compte tenu de la variabilité spatiale de la distribution des polluants, influencée par des facteurs tels que la ventilation, l'occupation, la température et les sources d'émission. Cette étude vise à analyser l'impact du placement de capteurs à oxyde métallique (MOX), modèle Sensirion SGP30, sur le suivi des concentrations en composés organiques volatils totaux (COVT). La méthodologie repose sur des essais en environnement contrôlé, permettant d'évaluer la réponse du capteur en fonction de la distance à une source d'émission et des conditions de ventilation. Les résultats montrent que l'exposition total a diminué de plus de 90 % entre 5 cm et 30 cm de la source, et donc qu'un positionnement intermédiaire des capteurs permet d'améliorer la détection tout en limitant les phénomènes de saturation. Ces résultats soulignent l'importance du positionnement des capteurs et de la résolution temporelle des mesures pour caractériser correctement les événements d'émission de COV en environnement intérieur.

MOTS-CLÉS : Composés Organiques Volatils totaux (COVT), Capteurs à Oxyde Métallique (MOX), Qualité de l'air intérieur (QAI).

ABSTRACT. The deployment of microsensors in indoor environments is a relevant approach for assessing air quality, given the spatial variability of pollutant distribution, which is influenced by factors such as ventilation, occupancy, temperature, and emission sources. This study aims to analyze the impact of sensor placement on the monitoring of total volatile organic compound (TVOC) concentrations using Sensirion SGP30 metal-oxide (MOX) sensors, considered a key indicator of indoor air quality (IAQ). The methodology is based on experiments conducted in a controlled environment, allowing the sensor response to be evaluated as a function of the distance from an emission source and ventilation conditions. The results show that TVOC exposure decreased by more than 90% between 5 cm and 30 cm from the source and thus positioning sensors at an intermediate distance improves detection while limiting sensor saturation. These results highlight the importance of sensor placement and measurement temporal resolution to accurately characterize VOC emission events in indoor environments.

KEYWORDS: Total Volatile Organic Compounds (TVOC), Metal Oxide Sensors (MOS), Indoor Air Quality (IAQ).

1. INTRODUCTION

Dans les pays industrialisés, les individus passant plus de 80% de leur temps dans des environnements intérieurs, la qualité de l'air intérieur (QAI) constitue un enjeu majeur de santé publique, d'environnement et, par conséquent, d'économie (Schweizer *et al.*, 2007). Parmi les polluants qu'on retrouve en forte concentration en intérieur, les composés organiques volatils (COV) regroupent une grande diversité de molécules dont l'exposition entraîne une multitude de pathologies y compris à faible concentration (Rumchev *et al.*, 2007). Les expositions chroniques à basses concentrations en COV sont d'ailleurs plus susceptibles d'entrainer des développements tumoraux que des expositions aigües à des concentrations moyennes en COV (Tsai, 2018).

En France, l'Agence nationale de sécurité sanitaire de l'alimentation, de l'environnement et du travail (Anses, 2024) a défini des valeurs guides de qualité d'air intérieur (VGAI) pour plusieurs COV, soulignant également que des concentrations relativement faibles, inférieures à 1 $\mu g \cdot m^{-3}$, peuvent engendrer des pathologies à moyen et long terme. À l'échelle européenne, la réglementation actuelle encadrée par la directive 2008/50/CE, fixe des valeurs limites et des obligations de suivi pour plusieurs polluants atmosphériques extérieurs. Celle-ci impose de mesurer et d'évaluer régulièrement la qualité de l'air, et de prendre des mesures adéquates dans les cas de dépassement de seuils. Ces limites étant encore loin d'atteindre les niveaux recommandés par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), la nouvelle directive (UE) 2024/2881 adoptée en 2024 impose des objectifs plus stricts réduisant significativement les valeurs limites de plusieurs polluants. Bien que ces textes concernent l'air extérieur, ils influencent, même indirectement, les seuils de QAI en traduisant un durcissement global des exigences sanitaires.

Les revêtements et le mobilier représentent de 25 à 75% de la concentration totale en COV, soit une part majoritaire de l'ensemble des sources de polluants en intérieur (Saraga *et al.*, 2023). Ces concentrations varient principalement en fonction de l'âge du bâtiment, le taux de renouvellement d'air et la qualité de l'air extérieur. Les logements neufs ou rénovés sont souvent plus émissifs (Brown *et al.*, 2002 ; Kang *et al.*, 2017), avec des variations saisonnières parfois plus marquées, surtout en période froide (Paciência *et al.*, 2016).

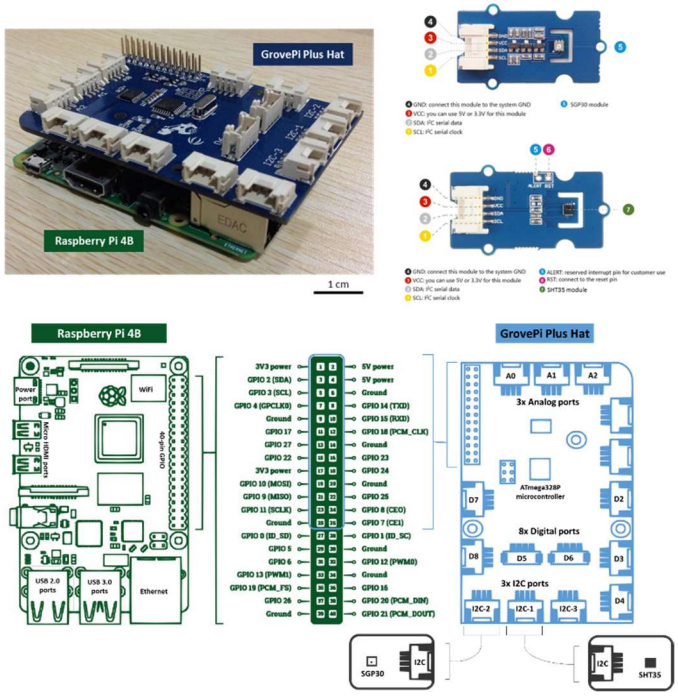
La surveillance en temps réel des COV constitue ainsi un levier majeur pour mieux caractériser les expositions. Les méthodes sélectives analytiques classiques telles que la chromatographie en phase gazeuse couplée à la spectrométrie de masse (GC/MS), ou plus innovantes comme la spectrométrie de masse par tube à flux ionique sélectionné (SIFT-MS ; Langford *et al.*, 2013) aussi des biais de mesure (Sørensen & Kristensen, 2024) et ne permettent pas un déploiement pour une instrumentation multi-points à cause de leur coût unitaire élevé et de leur encombrement. Les capteurs à semi-conducteurs à oxydes métalliques (MOX) offrent une alternative à faible coût (Low-Cost Sensors, LCS), facilement déployable, d'une précision acceptable (Baur *et al.*, 2021 ; Collier-Oxandale *et al.*, 2019) et permettant d'offrir une analyse préliminaire spatio-temporelle de la QAI. En particulier, Baur *et al.* (2021) ont souligné que les valeurs RMSE avec le capteur Sensirion SGP30 (Sensirion, 2020) variaient légèrement en fonction des composés mesurés : environ 10 ppb pour l'acétone, 80 ppb pour le monoxyde de carbone, 20 à 35 ppb pour le formaldéhyde, l'éthanol et le toluène, 30 à 40 ppb pour l'hydrogène et les COV totaux. Par ailleurs, bien que ces capteurs présentent des limites connues, notamment une sensibilité croisée aux gaz interférents et une dérive à long terme nécessitant des stratégies de recalibration, Baur *et al.* (2021) ont montré que des approches telles que le Temperature Cycled Operation (TCO) et l'apprentissage automatique améliorent leur précision et leur stabilité.

Cependant, afin d'optimiser la surveillance de la QAI, le positionnement des capteurs demeure un paramètre critique et sujet à débat. Rackes *et al.*, (2017) ont mis en évidence que dans des espaces ventilés, la variabilité spatiale restait inférieure à 20 % de la concentration moyenne dans les configurations étudiées. L'amélioration de la précision même des capteurs peut alors s'avérer plus pertinente que la multiplication de capteurs non optimisés. D'un autre côté, bien que l'absence de protocoles standardisés complique le suivi à long terme, la facilité de déploiement des capteurs MOX offre l'avantage d'isoler différentes sources de COV pour mieux représenter leur variabilité et leur diffusion spatio-temporelle (Kolarik *et al.*, 2023).

Dans ce contexte, l'objectif de cette étude est d'évaluer la sensibilité d'un système de capteurs LCS, dans une stratégie d'évaluation de la QAI à long terme en fonction de la distance du capteur à une source connue et selon différentes configurations de ventilation.

2. MATÉRIELS ET MÉTHODES

2.1. CONFIGURATION DU DISPOSITIF DE SURVEILLANCE



Le capteur SGP30 (COVT ; Sensirion, 2020), SHT35 (T et HR ; Sensirion, 2024) et FS3000 (vitesse de l'air ; Renesas, 2023) ont été connectés aux ports I2C d'un module GrovePi+, permettant l'intégration de jusqu'à sept capteurs numériques, trois capteurs analogiques et trois capteurs I2C (adresses distinctes) en vue d'évolutions futures. L'ensemble a été monté sur un Raspberry Pi 4B (Figure 1). Avant toute acquisition, les capteurs sont préalablement calibrés en usine.

Figure 1. Photography (top) and block diagram (bottom) of the monitoring system parts.

2.2. ACQUISITION ET TRAITEMENT DES DONNÉES

Le Raspberry Pi 4B a été programmé pour acquérir les données des capteurs toutes les 1,5s. L'algorithme de compensation recommandé par le fabricant (SENSIRION, 2020) a été appliqué afin d'améliorer la précision des mesures de COVT, en intégrant les données de température et d'humidité relative issues du capteur SHT35. Les données brutes et compensées ont été conservées pour analyses ultérieures. Le capteur SGP30 inclut une conversion automatique du signal en ppb équivalent éthanol pour les concentrations de COVT. L'exposition cumulée a été calculée par intégration temporelle de la concentration. En raison de la limite de saturation du capteur MOX (60 ppm), l'exposition cumulative aux COV a été calculée comme estimation minimale. Pour caractériser la dispersion des COV, la durée de détection représentant la durée de présence détectable du panache de COV au niveau du capteur a été déterminée par la somme des temps pour lesquels la concentration était supérieure au seuil de détection, défini comme la concentration moyenne de fond plus trois fois l'écart type du signal de référence conformément à la définition classique de la limite de détection (Schmuker *et al.*, 2016).

2.3. CONDITIONS EXPÉRIMENTALES

L'éthanol a été choisi comme solvant représentatif dans cette étude car il figure parmi les COV les plus fréquemment rencontrés en environnement intérieur (Chang *et al.*, 2019), et la réponse du capteur SGP30 est calibrée en interne par rapport à des équivalents d'éthanol.

Un volume de 5 µL de solvant est déposé dans une coupelle en verre. L'intervalle entre deux dépôts dépend du temps nécessaire à la diffusion complète des vapeurs dans l'enceinte. Chaque condition expérimentale a été reproduite cinq fois afin d'évaluer la répétabilité des mesures. Les distances source-capteur testées étaient de 5, 15, 30 et 60 cm (Figure 2). Lors de l'activation de la ventilation sous la hotte, la vitesse de l'air était de 1 $m.s^{-1}$ créant un régime turbulent.

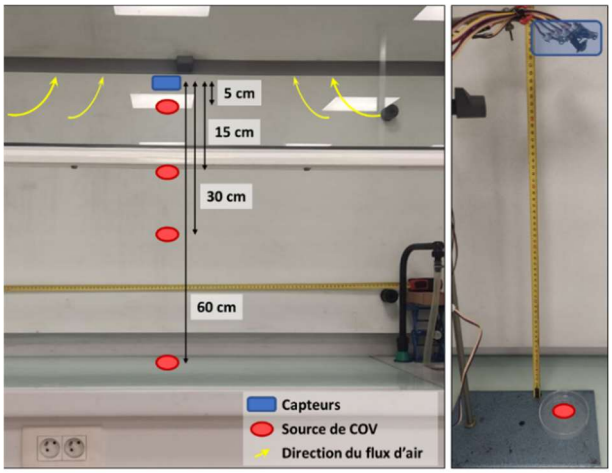


Figure 2. Dispositif expérimental sous hotte.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

La Figure 3 présente l'évolution temporelle des concentrations de COV totaux mesurées lors de l'émission d'un panache d'éthanol pour différentes distances entre la source et le capteur, avec et sans ventilation. À 5 cm de la source, le capteur atteint fréquemment sa limite de saturation (60000 ppb), ce qui entraîne un plateau dans le signal et conduit probablement à une sous-estimation de l'exposition réelle. À l'inverse, à 60 cm de la source, la concentration maximale mesurée reste inférieure à 4100 ppb. L'amplitude du signal diminue donc nettement avec la distance à la source. Cette propriété peut d'ailleurs être exploitée pour estimer la distance à la source à partir de capteurs MOX après une calibration appropriée (Schmuker *et al.*, 2016).

Des différences apparaissent également dans la structure temporelle du panache selon les conditions de ventilation. Sans renouvellement d'air, le signal présente des fluctuations importantes et plusieurs pics successifs, en particulier à courte distance. Ce comportement traduit un transport dominé par la diffusion et par des micro-turbulences locales conduisant à l'arrivée intermittente de filaments de polluant au niveau du capteur (Lakey *et al.*, 2021). Lorsque la ventilation est activée, les profils temporels deviennent plus lisses et les concentrations décroissent plus rapidement. La ventilation favorise en effet un transport convectif dominant et une dilution plus rapide du panache (Zhou *et al.*, 2022).

La durée de détection du panache est présentée en Figure 4. Sans ventilation, cette durée reste relativement constante autour de 300 s quelle que soit la distance entre la source et le capteur. Dans ces conditions faiblement brassées, le panache se disperse lentement et reste détectable pendant une durée comparable même à des distances plus importantes.

En présence de ventilation, la durée de détection diminue sensiblement avec la distance, passant d'environ 150 s à courte distance à environ 80 s pour des distances supérieures à 30 cm. La ventilation accélère ainsi le transport du polluant tout en réduisant la durée pendant laquelle le panache reste détectable au niveau du capteur.

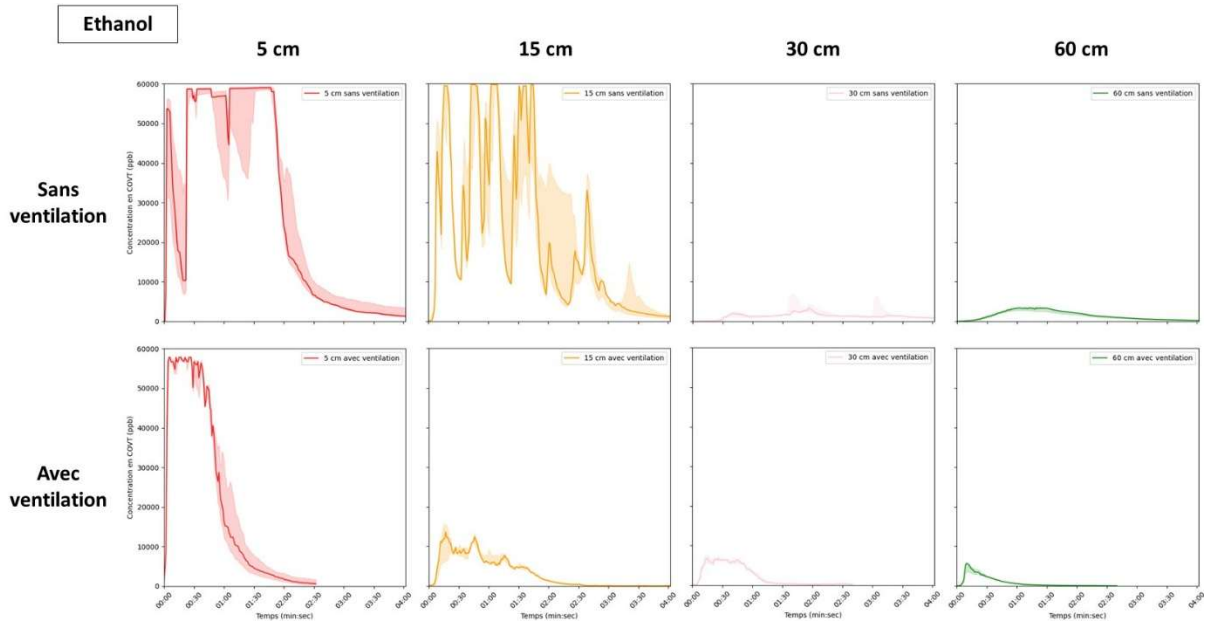


Figure 3. Médiane (ligne) et 25e-75e centile (zone ombrée) des concentrations de COV totaux (ppb) émis lors de l'application d'éthanol liquide pur à 5 cm (rouge), 15 cm (jaune), 30 cm (rose) et 60 cm (vert) du capteur, avec ventilation (en bas) ou non (en haut).

L'exposition cumulée, estimée par intégration temporelle des concentrations, diminue fortement avec la distance à la source. Sans ventilation, elle passe d'environ 7200 ppm à 5 cm à environ 470 ppm à 30 cm. Avec ventilation, cette diminution est encore plus marquée, l'exposition passant d'environ 3380 ppm à 360 ppm sur la même plage de distances. Ces résultats mettent en évidence une réduction de plus de 90 % de l'exposition cumulée entre 5 cm et 30 cm de la source, confirmant la forte hétérogénéité spatiale de l'exposition aux COV en environnement intérieur (Paciência *et al.*, 2016).

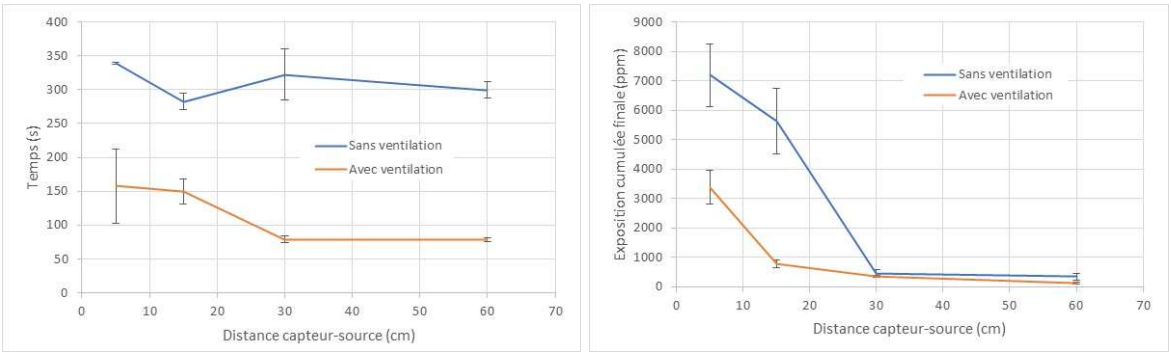


Figure 4. Durée de détection du panache de COV totaux (à gauche) et exposition cumulée finale (à droite) en fonction de la distance de la source au capteur.

Ces observations soulignent également l'importance de la résolution temporelle dans les systèmes de surveillance de la qualité de l'air intérieur. Les événements d'émission observés dans cette étude sont relativement courts, en particulier lorsque la ventilation est active. Un intervalle de mesure trop long pourrait conduire à manquer certains pics de concentration et à sous-estimer l'exposition cumulée, comme cela a déjà été souligné dans des travaux récents sur les capteurs à faible coût (Sørensen & Kristensen, 2024 ; Kolarik *et al.*, 2023).

4. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Cette étude expérimentale a permis d'analyser l'influence de la distance source-capteur et de la ventilation sur la détection d'un panache de COV à l'aide d'un capteur MOX à faible coût.

Les résultats montrent que la distance à la source influence fortement l'amplitude du signal et l'exposition cumulée. Une diminution de plus de 90% de l'exposition cumulée est observée entre 5 cm et 30 cm de la source. De plus, une attention particulière doit aussi être portée à la saturation du capteur à très courte distance qui peut conduire à une sous-estimation de l'exposition réelle. Enfin, la ventilation modifie également la dynamique du panache en favorisant un transport convectif et une dilution plus rapide des polluants. Les événements de pollution deviennent alors plus courts et plus homogènes. Ces résultats soulignent l'importance du positionnement des capteurs dans les systèmes de surveillance de la QAI ainsi que celle de la résolution temporelle des mesures pour capturer les événements d'émission de courte durée.

Des travaux futurs pourraient étendre cette approche à d'autres composés organiques volatils et à des conditions d'émission plus représentatives des environnements intérieurs réels, tout comme l'étude de l'influence du pas de temps d'acquisition sur l'estimation de l'exposition cumulée et l'application de ces méthodes à des réseaux de capteurs en conditions réelles.

5. REMERCIEMENTS

Les auteurs souhaitent remercier le projet ResCaTher, financé par la Région Bretagne et l'Institut de recherche Dupuy De Lôme (IRDL UMR CNRS 6027), ainsi que le projet LOCABATI, financé par l'Agence de l'environnement et de la transition énergétique (ADEME), pour leur soutien financier.

6. BIBLIOGRAPHIE

Al-Okby, Mohammed Faeik Ruzaij, Sebastian Neubert, Thomas Roddelkopf, Heidi Fleischer, et Kerstin Thurow. 2022. « Evaluating Of IAQ-Index And TVOC Parameter-Based Sensors For Hazardous Gases Detection And Alarming Systems » . *Sensors* 22 (4) : 1473. https://doi.org/10.3390/s22041473

Anses. 2024. « Valeurs guides de Qualité d'Air intérieur (VGAI) ». https://www.anses.fr/fr/content/valeurs-guides-de-qualite-dair-interieur-vgai et https://www.anses.fr/fr/system/files/Page_Tableau_VGAI.pdf (accès en ligne le 03/03/2026)

Baur, Tobias, Johannes Amann, Caroline Schultealbert et Andreas Schütze. 2021 « Field Study of Metal Oxide Semiconductor Gas Sensors in Temperature Cycled Operation for Selective VOC Monitoring in Indoor Air ». *Atmosphere* 12, 5: 647. https://doi.org/10.3390/atmos12050647.

Brown, S. K. 2002. « Volatile organic pollutants in new and established buildings in Melbourne, Australia ». *Indoor Air*, *12*, 1:55–63. https://doi.org/10.1034/j.1600-0668.2002.120107.x

Chang, Ta-Yuan, Chin-Lin Liu, Kuei-Hung Huang, et Hsien-Wen Kuo. 2019. « Indoor And Outdoor Exposure To Volatile Organic Compounds And Health Risk Assessment In Residents Living

Near An Optoelectronics Industrial Park ». *Atmosphere* 10 (7):380. https://doi.org/10.3390/atmos10070380

Collier-Oxandale, Ashley M., Jacob Thorson, Hannah Halliday, Jana Milford et Michael Hannigan. 2019. « Understanding the ability of low-cost MOx sensors to quantify ambient VOCs ». *Atmospheric Measurement Techniques* 12, 3: 1441-60. https://doi.org/10.5194/amt-12-1441-2019.

Directive 2008/50/CE du Parlement européen et du Conseil du 21 mai 2008 concernant la qualité de l'air ambiant et un air pur pour l'Europe, *Journal officiel de l'Union européenne* L 152, 1–44 (11 juin 2008). *EUR-Lex*. https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2008/50/oj/fr

Directive (UE) 2024/2881 du Parlement européen et du Conseil du 23 octobre 2024 concernant la qualité de l'air ambiant et un air pur pour l'Europe, Journal officiel de l'Union européenne L 2024/2881 (20 novembre 2024). *EUR-Lex*. https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2024/2881/oj/fr

Kang, Jian, Junjie Liu et Jingjing Pei. 2017. « The indoor volatile organic compound (VOC) characteristics and source identification in a new university campus in Tianjin, China ». *Journal of the Air & ; Waste Management Association,* 67, 6: 725-37. https://doi.org/10.1080/10962247.2017.1280561

Kolarik, Jakub, Nadja Lynge Lyng, Rossana Bossi, Rongling Li, Thomas Witterseh, Kevin Michael Smith et Pawel Wargocki. 2023. « Application of Cluster Analysis to Examine the Performance of Low-Cost Volatile Organic Compound Sensors ». *Buildings* 13, 8:2070. https://doi.org/10.3390/buildings13082070.

Lakey, Pascale S. J., Youngbo Won, David Shaw, Freja F. Østerstrøm, James Mattila, Emily Reidy, Brandon Bottorff, *et al.* 2021. « Spatial And Temporal Scales Of Variability For Indoor Air Constituents » . *Communications Chemistry* 4 (1) : 110. https://doi.org/10.1038/s42004-021-00548-5.

Langford, Vaughan S., Ian Graves et Murray J. McEwan. 2013. « Rapid monitoring of volatile organic compounds : a comparison between gas chromatography/mass spectrometry and selected ion flow tube mass spectrometry ». *Rapid Communications in Mass Spectrometry* 28, 1:10-18. https://doi.org/10.1002/rcm.6747.

Paciência, Inês, Joana Madureira, João Rufo, André Moreira et Eduardo de Oliveira Fernandes. 2016. « A systematic review of evidence and implications of spatial and seasonal variations of volatile organic compounds (VOC) in indoor human environments ». *Journal of Toxicology and Environmental Health, Part B* 19, 2:47-64. https://doi.org/10.1080/10937404.2015.1134371.

Rackes, Adams, Tom Ben-David et Michael S. Waring. 2017. « Sensor networks for routine indoor air quality monitoring in buildings : Impacts of placement, accuracy, and number of sensors ». *Science and Technology for the Built Environment* 24, 2:188-97. https://doi.org/10.1080/23744731.2017.1406274.

Renesas. 2023. FS3000 Datasheet. https://www.renesas.com/en/products/sensor-products/flow-sensors/fs3000-air-velocity-sensor-module?srsltid=AfmBOopovKm9-acb1euYO7h-kpAbJ82Eh-DtF9Zvn-TT59PUvIWUC1G0 (accès en ligne le 03/03/2026)

Rumchev, Krassi, Helen Brown et Jeffery Spickett. 2007. « Volatile Organic Compounds : Do they present a risk to our health ? » *Reviews on Environmental Health* 22, 1. https://doi.org/10.1515/reveh.2007.22.1.39.

Saraga, Dikaia E., Xavier Querol, Regina M. B. O. Duarte, Noel J. Aquilina, Nuno Canha, Elena Gómez Alvarez, Milena Jovasevic-Stojanovic *et al.* 2023. « Source apportionment for indoor air pollution : Current challenges and future directions ». *Science of The Total Environment* 900:165744. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165744.

Schmuker, Michael, Viktor Bahr, et Ramón Huerta. 2016. « Exploiting Plume Structure To Decode Gas Source Distance Using Metal-oxide Gas Sensors » . *arXiv (Cornell University)*, février. https://doi.org/10.48550/arxiv.1602.01815.

Schweizer, Christian, Rufus David Edwards, Lucy Bayer-Oglesby, William James Gauderman, Vito Ilacqua, Matti Juhani Jantunen, Hak Kan Lai, Mark Nieuwenhuijsen et Nino Künzli. 2006. « Indoor time–microenvironment–activity patterns in seven regions of Europe ». *Journal of Exposure Science & ; Environmental Epidemiology* 17, 2:170-81. https://doi.org/10.1038/sj.jes.7500490.

Sensirion. 2020. SGP30 Datasheet. https://sensirion.com/media/documents/984E0DD5/61644B8B/Sensirion_Gas_Sensors_Datasheet_SGP30.pdf (accès en ligne le 03/03/2026)

Sensirion. 2024. SHT35 Datasheet. https://sensirion.com/media/documents/6F2E4D12/65D612C4/HT_Datasheet_SHT3xA_DIS.pdf (accès en ligne le 03/03/2026)

Sørensen, Sara Bjerre, et Kasper Kristensen. 2024. « Low-cost Sensor-based Investigation Of CO2 And Volatile Organic Compounds In Classrooms : Exploring Dynamics, Ventilation Effects And Perceived Air Quality Relations » . *Building And Environment* 254 (mars) : 111369. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111369

Tsai, Wen-Tien. 2018. « An overview of health hazards of volatile organic compounds regulated as indoor air pollutants ». *Reviews on Environmental Health* 34, 1:81-89. https://doi.org/10.1515/reveh-2018-0046.

Zhou, Suwan, Canxin Zhang, Hao Cai, Biao Zhang, Qilin Feng, Lihang Feng, Fei Li, et Bin Zhou. 2022. « Locating A Time-varying Contaminant Source In Naturally Ventilated Indoor Environments : An Experimental Study To Find Effective Multi-robot Olfaction Methods » . *Building And Environment* 216 (mars) : 108954. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108954.

Apports d'un réseau LSTM informé par la physique pour la prédiction du comportement thermique des bâtiments

Barbara Girard[1,2,3,*], Christian Obrecht[1,2], Frédéric Kuznik[1,2]

[1] INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR5008
9 rue de la Physique - 69100 Villeurbanne
[2] BHEE CETHIL-EDF Laboratoire Commun
[3] EDF R&D EDF Lab Les Renardières
Av. des Renardières - 77250 Ecuelles
[*]barbara.girard@edf.fr

RÉSUMÉ. Des modèles de prédiction court-terme précis, rapides et capables de simuler le comportement thermique complexe des bâtiments sont nécessaires pour évaluer et optimiser leurs performances. Cet article propose un modèle hybride PI-LSTM (Physics-Informed Long Short-Term Memory) qui intègre des connaissances physiques dans un modèle LSTM via la fonction de coût. Le modèle prédit l'évolution temporelle des températures intérieure T_{int} et d'enveloppe T_s ainsi que la puissance de chauffage Q_{ch}. Des données de référence sont générées par simulation d'un modèle R3C2 via Dymola avec la bibliothèque BuildSysPro (EDF R&D). Pour des données non dégradées, les performances du PI-LSTM et du LSTM de référence sont similaires (MAE de 8,61 W et 6,54 W respectivement pour la prédiction de Q_{ch}). Cependant, lorsque T_s est non-mesurable, le modèle PI-LSTM maintient une performance satisfaisante (MAE de 9,59 W) tandis que le modèle LSTM diverge (MAE de 970 W). Le PI-LSTM est également plus robuste vis-à-vis de données bruitées.

MOTS-CLÉS. Réseaux de neurones informés par la physique, LSTM, Modélisation énergétique du bâtiment, Méthodes hybrides, Prédiction de la performance énergétique, Modèles RC

ABSTRACT. Short-term prediction models that are accurate, computationally efficient and capable of capturing the complex thermal behavior of buildings are necessary for evaluating and optimizing operational efficiency. We propose a hybrid PI-LSTM (Physics-Informed Long Short-Term Memory) model that integrates physical knowledge in a LSTM model through a loss function. The model predicts the temporal evolution of indoor temperature T_{int}, envelope temperature T_s, and heating power Q_{ch}. Reference data are generated through simulation of an R3C2 model in Dymola using the BuildSysPro library (EDF R&D). For non-degraded data, both models exhibit comparable performance (mean absolute error of 8.61 W and 6.54 W respectively for Q_{ch} prediction). However, when T_s is unmeasurable, the PI-LSTM model maintains satisfactory performance (MAE of 9.59 W), whereas the LSTM model diverges (MAE of 970 W). The PI-LSTM model also demonstrates greater robustness to measurement noise.

KEYWORDS. Physics-Informed Neural Networks ; LSTM ; Building thermal modeling ; Hybrid methods ; Energy performance prediction ; RC models

1. INTRODUCTION

La modélisation énergétique du bâtiment s'appuie aujourd'hui principalement sur des modèles physiques, via des plateformes telles que EnergyPlus (U.S. Department of Energy, 2023), TRNSYS (Klein and al., 2017) ou encore des bibliothèques de modèles comme BuildSysPro (Plessis et al., 2014). Ces modèles sont facilement interprétables, cohérents physiquement et permettent d'étudier la performance d'un bâtiment dans de nombreuses configurations (rénovation, changement d'activité, ...). Cependant, ces modèles sont souvent complexes à implémenter

et requièrent de nombreux paramètres (géométrie, isolation, etc.) parfois inconnus. Certains phénomènes sont également mal ou non modélisés (relations non-linéaires, infiltrations, ...). Cette modélisation est ainsi limitée et provoque des écarts entre les simulations obtenues et les données mesurées dans le bâtiment. Les méthodes d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour contrer ces limites, via l'apprentissage de données et leur puissance de calcul. Néanmoins, ces méthodes ne permettent pas d'extrapoler les cas étudiés. De plus, elles peuvent ne pas respecter les lois physiques et nécessitent des volumes importants de données pour produire des résultats corrects (Foucquier et al., 2013).

La modélisation hybride, combinant physique et méthodes d'apprentissage automatique, se révèle ainsi prometteuse dans le domaine de l'énergétique du bâtiment, en exploitant les forces de chacune des approches (Jiang et al., 2025), (Ma et al., 2025). Cet article propose de s'inspirer de l'approche Physics-Informed Neural Networks (Raissi et al., 2019), qui consiste à implémenter des connaissances physiques au sein d'un réseau de neurones via la fonction de coût, afin de guider ses prédictions et assurer une cohérence physique. Cette approche a déjà été étudiée dans le cadre d'un modèle R2C2 et avec un réseau de neurones comme base (Gokhale et al., 2022), (Chen et al., 2023). Un modèle LSTM (Long Short-Term Memory) est ici utilisé comme base pour le modèle hybride afin d'exploiter la puissance de calcul pour le traitement des séries temporelles. Le modèle obtenu est appelé PI-LSTM (Physics-Informed LSTM) et s'appuie sur un modèle physique R3C2. Ce modèle pourra être utilisé à des fins de pilotage, pour une anticipation des besoins en chauffage par exemple.

2. MÉTHODOLOGIE

L'objectif de ce travail est de prédire le comportement énergétique d'un bâtiment en s'appuyant sur une représentation R3C2 et un modèle PI-LSTM. Les variables température intérieure T_{int} (°C), température d'enveloppe T_s (°C) et puissance de chauffage Q_{ch} (W) sont prédites à partir de leurs valeurs passées ainsi que des valeurs passées et futures des variables de température extérieure T_{ext} (°C), des apports internes AI (W) et des apports solaires Q_s (W). Le but est de comparer les performances de notre modèle PI-LSTM vis-à-vis d'un modèle LSTM classique qui ne dispose pas de connaissance physique.

2.1. DONNÉES DE RÉFÉRENCE

Les données de référence sont obtenues à partir d'un modèle physique type R3C2, implémenté dans la bibliothèque BuildSysPro (Plessis et al., 2014). Le schéma électrique équivalent est présenté en Figure 1.

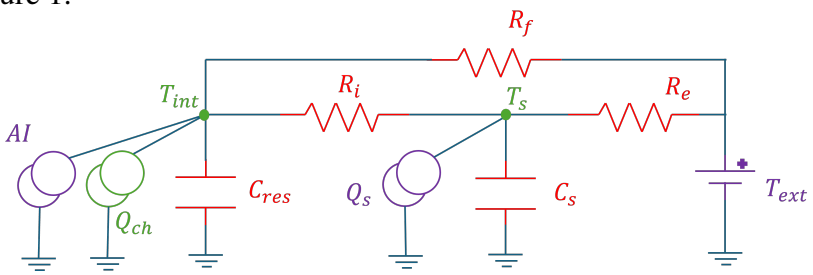


Figure 1 : Schéma électrique équivalent du modèle R3C2. Grandeurs rouges : Paramètres connus ; Grandeurs violettes : Variables connues ; Grandeurs vertes : Variables à prédire.

Il fait intervenir les variables T_{int}, T_s, T_{ext}, Q_{ch}, Q_s et AI avec les paramètres suivants : capacité thermique de l'enveloppe C_s (J K^{-1}), capacité thermique de l'air intérieur C_{res} (J K^{-1}), résistances des parois lourdes côtés intérieur R_i (K W^{-1}) et extérieur R_e (K W^{-1}) et résistance

équivalente (pertes par renouvellement d'air, hors renouvellement d'air et parois à faible inertie thermique) R_f ($\mathrm{K\,W^{-1}}$).

Le système est modélisé par deux équations différentielles (Eq 1).

$$\begin{cases} \dfrac{dT_{int}}{dt} = \dfrac{1}{C_{res}}\left(-\dfrac{R_f+R_i}{R_fR_i}T_{int} + \dfrac{1}{R_i}T_s + \dfrac{1}{R_f}T_{ext} + Q_{ch} + AI\right) \\ \dfrac{dT_s}{dt} = \dfrac{1}{C_s}\left(-\dfrac{R_e+R_i}{R_eR_i}T_s + \dfrac{1}{R_i}T_{int} + \dfrac{1}{R_e}T_{ext} + Q_s\right) \end{cases} \tag{1}$$

Les simulations sont réalisées sur une année, avec un pas de temps Δt d'une heure. Les valeurs de T_{ext} et Q_s sont obtenues via un fichier météorologique (les 8 météos françaises réglementaires : H1a, H1b, H1c, H2a, H2b, H2c, H2d, H3). Les apports internes sont supposés constants, avec des valeurs égales à $0\,\mathrm{W}$, $200\,\mathrm{W}$ et $400\,\mathrm{W}$. Une température de consigne est fixée à $T_c = 19\,^{\circ}\mathrm{C}$. La puissance Q_{ch} nécessaire est calculée via un contrôleur proportionnel-intégral : $Q_{ch} = k\left(T_c - T_{int} + \dfrac{1}{\tau}\displaystyle\int (T_c - T_{int})\right)$.

Les valeurs choisies pour les paramètres sont les suivantes : $R_i = 2,498\ 10^{-3}\ \mathrm{K\,W^{-1}}$, $R_e = 1,232\ 10^{-2}\ \mathrm{K\,W^{-1}}$, $R_f = 5,005\ 10^{-2}\ \mathrm{K\,W^{-1}}$, $C_{res} = 1,085\ 10^{6}\ \mathrm{J\,K^{-1}}$, $C_s = 1,395\ 10^{7}\ \mathrm{J\,K^{-1}}$, $k = 87,787\ \mathrm{W\,K^{-1}}$ et $\tau = 328,991\ \mathrm{s}$ (Zayane, 2011). Au total, 24 années de simulation sont disponibles comme données de référence en croisant les scénarios de météo et d'apports internes.

2.2. IMPLÉMENTATION DES MODÈLES LSTM ET PI-LSTM

Le modèle LSTM est choisi comme modèle d'apprentissage automatique de référence pour sa capacité à gérer des séries temporelles. Le modèle hybride PI-LSTM a la même architecture que le modèle LSTM et seule la fonction de coût est modifiée. Les variables cibles sont T_{int}, T_s et Q_{ch} à l'instant t. Les variables explicatives choisies sont les valeurs de T_{ext}, AI et Q_s de l'instant $t-\tau_{ant}$ à l'instant t ainsi que les valeurs de T_{int}, T_s et Q_{ch} de l'instant $t-\tau_{ant}$ à l'instant $t-\Delta t$. τ_{ant} est un pas de temps antérieur à définir et permet d'apporter des informations sur la dynamique passée pendant plus ou moins longtemps grâce au LSTM. Un modèle récursif est implémenté afin d'injecter les prédictions à l'instant t comme entrée pour la prédiction à l'instant $t+\Delta t$, pour un horizon de prédiction τ_{hor}.

2.2.1. Répartition des données

Les jeux de données d'entraînement, de validation et de test sont créés à partir des 24 années de simulation disponibles, selon le Tableau 1.

	H1a	H1b	H1c	H2a	H2b	H2c	H2d	H3
$AI = 0\ \mathrm{W}$	E	E	E	E	T	E	E	V
$AI = 200\ \mathrm{W}$	E	E	T	V	E	E	E	E
$AI = 400\ \mathrm{W}$	T	V	E	E	E	E	E	E

Tableau 1 : Répartition des données selon les scénarios. E : Données d'entraînement (Processus d'apprentissage) ; V : Données de validation (Ajustement des hyperparamètres) ; T : Données de test (Évaluation de la performance)

Le but est de diversifier les données d'entraînement pour qu'elles soient représentatives du

cas d'étude. Les données sont ensuite normalisées (notées *) via la normalisation min-max afin de comparer des ordres de grandeur similaires pour les écarts de température et de puissance.

2.2.2. Fonctions de coût

Pour un modèle d'apprentissage automatique classique, le but est de minimiser la différence entre la prédiction du modèle $\hat{y}$ et sa valeur de référence y. La fonction de coût du modèle LSTM est définie à partir de la Mean Squared Error (MSE) ($\mathcal{L}_{LSTM} = \mathcal{L}_{MSE}$), avec N le nombre de pas de temps total :

$$\mathcal{L}_{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(T^*_{int}(t_i) - \widehat{T^*_{int}}(t_i)\right)^2 + \left(T^*_s(t_i) - \widehat{T^*_s}(t_i)\right)^2 + \left(Q^*_{ch}(t_i) - \widehat{Q^*_{ch}}(t_i)\right)^2 \quad (2)$$

Pour le modèle hybride une fonction de coût dite physique est ajoutée, en s'appuyant ici sur la variable T_s. Lors de la phase d'entraînement, le modèle calcule une valeur "physique" de T_s, notée $T_{s_{phy}}$, à partir des prédictions de T_{int} et Q_{ch} (Eq 3) et une des équations du modèle R3C2, ce qui permet d'obtenir la fonction de coût du modèle PI-LSTM (Eq 4) :

$$T_{s_{phy}} = R_i\left(\frac{d\widehat{T_{int}}}{dt}C_{res} + \frac{R_f + R_i}{R_f R_i}\widehat{T_{int}} - \frac{1}{R_f}T_{ext} - AI - \widehat{Q_{ch}}\right) \quad (3)$$

$$\mathcal{L}_{PI-LSTM} = \mathcal{L}_{MSE} + \mathcal{L}_{PHY} \quad \text{avec} \quad \mathcal{L}_{PHY} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(T^*_{s_{phy}} - \widehat{T^*_s}\right)^2 \quad (4)$$

Les hyperparamètres des modèles sont les suivants :

- Nombres de couches du LSTM : 1
- Nombre de couches cachées : 10
- Taux d'apprentissage : 10^{-4}
- Optimiseur : Adam
- Batch size : 1000
- Nombre d'époques : 100
- τ_{ant} : 12 h
- τ_{hor} : 24 h

Plusieurs valeurs de τ_{ant} ont été testées (1 h, 3 h, 6 h, 12 h, 24 h, 72 h et 168 h) et la valeur de 12 h a été retenue car elle fournit les meilleurs résultats pour une prédiction sur 24 h.

2.3. DÉGRADATION DES DONNÉES FOURNIES AU MODÈLE

Les données de référence obtenues via la simulation du modèle R3C2 sont de bonne qualité pour la phase d'entraînement : elles sont conséquentes (210 240 pas de temps au total), diversifiées (24 scénarios différents), sans bruit (pas de données manquantes ou de bruit de mesure) et toutes les variables sont observables (ici, observable signifie que l'on a accès à des données mesurées (observations)). Pour se rapprocher d'un cas plus réaliste, les données de référence sont dégradées de deux manières : suppression d'une variable observable et ajout de bruit.

2.3.1. Suppression d'une variable observable

Il est proposé de s'intéresser au cas où une des variables cibles n'est pas observable et ne peut pas être utilisée comme valeur de référence dans la fonction de coût $\mathcal{L}_{MSE}$ (Eq 2). Cela permettra d'évaluer l'intérêt du modèle hybride dans le cas où des données sont manquantes pour une des variables d'intérêt. Ici, il a été choisi de supprimer la variable T_s car elle ne correspond pas à une grandeur physique réelle. Dans ce cas-là, l'équation est la suivante :

$$\mathcal{L}_{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(T^*_{int}(t_i) - \widehat{T^*_{int}}(t_i)\right)^2 + \left(Q^*_{ch}(t_i) - \widehat{Q^*_{ch}}(t_i)\right)^2 \quad (5)$$

2.3.2. Bruitage des données

Le but est de reproduire en partie le comportement aléatoire de données mesurées : erreur de mesures, comportement imprévisible des usagers, etc. en bruitant toutes les variables des données d'entraînement et de validation. Trois types de bruit sont appliqués : bruit gaussien avec un écart-type variable implémenté après normalisation (appelé bruit σ), ajout d'un bruit aléatoire (loi uniforme) absolu (températures) ou relatif (puissances) similaire aux erreurs de mesures des capteurs (appelé bruit "réaliste") et suppression de valeurs pour certains pas de temps (1, 5 et 15% des points) pour simuler des données manquantes (appelé bruit "manquant").

3. ÉVALUATION DE LA PERFORMANCE DES MODÈLES LSTM ET PI-LSTM

La performance du modèle hybride PI-LSTM est comparée à celle du modèle LSTM dans des configurations différentes : cas où la variable T_s est observable ou non (avec données non bruitées) puis cas où les données sont bruitées.

3.1. INFLUENCE DES VARIABLES OBSERVABLES

L'influence de la présence de la variable T_s dans la fonction de coût $\mathcal{L}_{MSE}$ est évaluée. Pour cela, la performance de quatre modèles est comparée : modèle PI-LSTM avec et sans T_s observable et modèle LSTM avec et sans T_s observable. La Figure 2 représente les MAE (Mean Absolute Error) et les erreurs relatives (ER) pour les prédictions de Q_{ch}, T_{int} et T_s pour ces quatre modèles, en s'intéressant aux prédictions directes (pas de temps par pas de temps, notées "D") et aux prédictions récursives (notées "R").

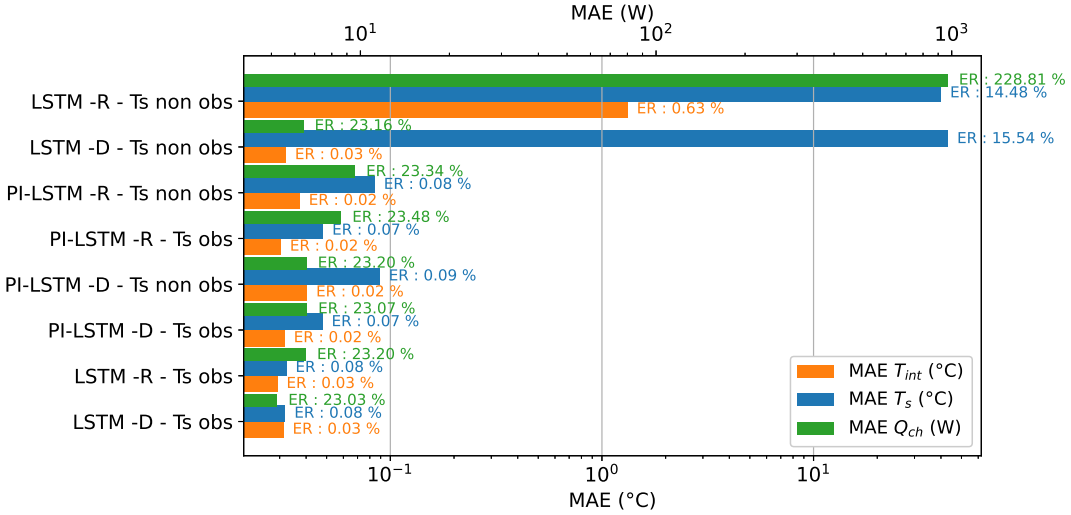


Figure 2 : Valeurs des MAE et des ER pour les différents modèles étudiés et pour les trois variables d'intérêt T_{int}, T_s et Q_{ch}. "R" : Implémentation récursive ; "D" : Implémentation directe ; "Ts obs" : T_s observable ; "Ts non-obs" : T_s non observable.

Le modèle le plus performant est le "LSTM-D-Ts obs". Les implémentations directes sont de manière générale plus précises que les implémentations récursives car l'erreur des premières

prédictions ne se propage pas sur les prédictions suivantes. Lorsque T_s est observable, les performances du modèle PI-LSTM sont similaires à celle du modèle LSTM. En effet, la fonction de coût physique n'ajoute pas d'informations supplémentaires puisque les valeurs de référence sont celles obtenues par le modèle R3C2 : comparer la prédiction $\hat{T_s}$ à $T_{s_{phy}}$ ou à $T_{s_{ref}}$ est presque similaire. L'écart observé entre les deux performances peut être dû à la redondance d'information entre $\mathcal{L}_{PHY}$ et $\mathcal{L}_{MSE}$, si les dérivées ne sont pas calculées de la même manière notamment (différences finies pour $\mathcal{L}_{PHY}$). Lorsque T_s est supprimée des variables observables, les prédictions du modèle LSTM divergent. Pour l'implémentation directe, seule la MAE de T_s est impactée (43,09°C contre 3,18e-2°C), ce qui est cohérent car c'est la seule variable pour laquelle la prédiction ne peut pas être comparée à une valeur de référence. Cette erreur se propage aux variables T_{int} et Q_{ch} dans le cas de l'implémentation récursive. Une valeur aberrante de T_s est injectée comme entrée, ce qui provoque une prédiction erronée non seulement de T_s au pas de temps suivant mais également de T_{int} et Q_{ch}. Au contraire, dans le cas du modèle PI-LSTM la performance est similaire à celle du cas où T_s est observable. En effet, l'existence de $\mathcal{L}_{PHY}$ permet de comparer la prédiction de T_s à une valeur physique, en l'absence de données de référence.

La Figure 3 présente les prédictions des différents modèles, excepté le modèle LSTM avec T_s non observable, pour lequel les prédictions divergent. Les données de référence ("Données Test") sont ici pour le scénario H1a, AI= 400 W. Les prédictions récursives sont représentées sur un horizon de 24 h. La dynamique générale des données de référence est respectée.

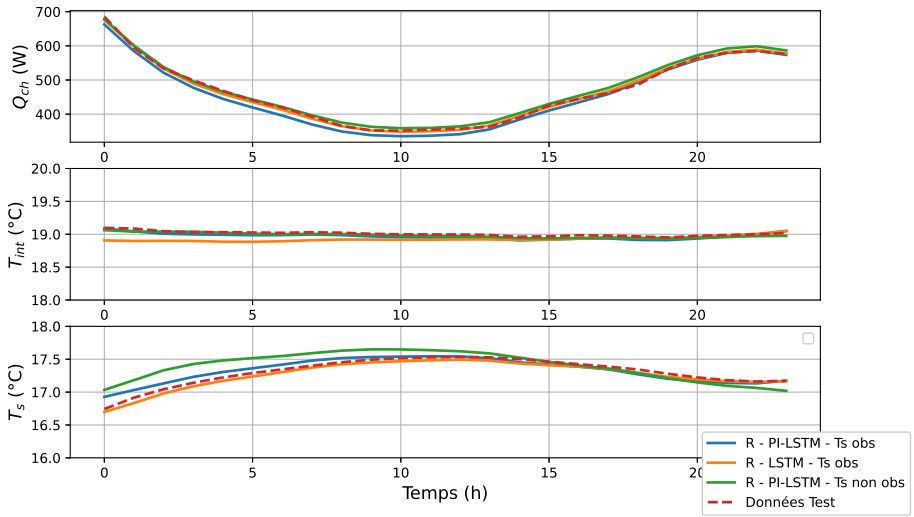


Figure 3 : Prédictions sur 24 h pour différents modèles étudiés des variables T_{int}, T_s et Q_{ch}.

Ces résultats montrent que dans un cas de données idéal, avec toutes les variables observables, les performances des modèles LSTM et PI-LSTM sont similaires. La force du modèle PI-LSTM se trouve dans le cas où une variable est non-observable (pas de mesures) : l'implémentation de la connaissance du système physique dans la fonction de coût permet de pallier ce manque de données de référence.

3.2. ROBUSTESSE VIS-À-VIS DU BRUIT

La performance du modèle hybride PI-LSTM vis-à-vis du modèle LSTM est évaluée lorsque les données d'entraînement et de validation sont bruitées. Ici T_s est observable dans le cas du modèle LSTM pour obtenir des résultats exploitables mais est non-observable pour le modèle

PI-LSTM afin de tester le modèle dans ce cas-là. La performance des modèles est évaluée en traçant le ratio $r = \dfrac{MAE(bruit)}{MAE(bruit = 0)}$ en fonction du bruit introduit dans les données d'entraînement (calculé via une MAE également). La Figure 4 présente les résultats pour la prédiction de la variable Q_{ch} pour les trois types de bruit.

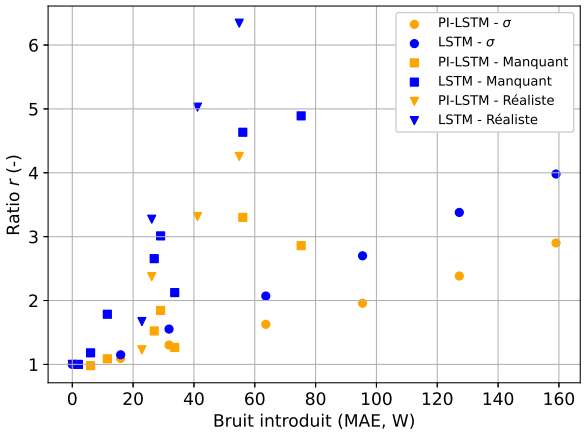


Figure 4 : Évolution du ratio r pour la variable Q_{ch} en fonction du bruit introduit sur les données d'entraînement (calculé avec la MAE (W)) pour les trois types de bruit.

Le ratio r et donc la MAE entre les prédictions et les données de référence augmentent lorsque le bruit introduit augmente, que ce soit pour le modèle LSTM ou le PI-LSTM. L'ajout de bruit dans les données d'entraînement provoque un apprentissage moins performant car il y a plus de variabilité dans les données, l'apprentissage produit un modèle "lissé" pour s'adapter aux données bruitées. Le bruit σ provoque une augmentation du ratio r plus faible que vis-à-vis du "Manquant" et du "Réaliste" même si le bruit initial introduit dans les données d'entraînement est plus élevé. Cela peut s'expliquer par le fait que les données sont bruitées de manière plus homogènes (bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart-type identique pour chaque variable) alors que pour les autres bruits les modifications apportées sont plus hétérogènes (pas de temps supprimés de manière aléatoire par exemple). L'apprentissage du modèle est donc moins perturbé et fournit de meilleurs résultats.

Le ratio r est plus faible pour le modèle PI-LSTM que pour le modèle LSTM et ce dans les trois cas de bruit. L'ajout de bruit impacte donc moins la performance du modèle PI-LSTM. Dans le cas du modèle PI-LSTM, les prédictions de T_s sont comparées à leurs valeurs physiques via $\mathcal{L}_{PHY}$ et les prédictions de T_{int} et Q_{ch}. La minimisation de $\mathcal{L}_{PHY}$ via la vérification de la cohérence physique entre $\hat{T}_s$, $\hat{T}_{int}$ et $\hat{Q}_{ch}$ peut permettre de lisser les prédictions et réduire le bruit observé sur ces trois variables, ce qui produit une erreur plus faible sur les prédictions.

4. CONCLUSION ET DISCUSSIONS

Cet article présente la méthodologie appliquée pour l'implémentation d'un modèle hybride PI-LSTM et les résultats obtenus pour la prédiction sur un horizon de 24 h des températures et puissance d'un modèle R3C2 de bâtiment, utilisé comme modèle générateur et comme apport de connaissances dans le modèle hybride. L'utilisation d'un modèle LSTM et du modèle hybride PI-LSTM vise à se passer d'un modèle physique complexe. Le but de cette étude était de démontrer l'intérêt du modèle hybride vis-à-vis d'un modèle d'apprentissage automatique classique grâce à l'ajout de connaissances physiques, dans le cas où une des variables d'intérêt n'est pas observable, c'est-à-dire qu'aucune mesure n'est disponible. Les résultats montrent

également une meilleure stabilité du modèle PI-LSTM face à des perturbations (ajout de bruit).

Une des limites principales de ce travail est l'utilisation du même modèle R3C2 comme modèle de référence (génération de données) et comme connaissances physiques fournies dans la fonction de coût. De plus, la connaissance des paramètres physiques (R_i, R_f et C_{res} ici) est nécessaire à ce stade. Plusieurs perspectives de travail sont donc envisagées avec en premier lieu l'identification au préalable ou par méthode inverse des coefficients R et C, via de l'assimilation de données ou bien un apprentissage des coefficients directement dans le processus d'entraînement (optimisation au sein de $\mathcal{L}_{PHY}$ par problème inverse (Kim et al., 2025)). Ensuite, le jeu de données pourra être complexifié en utilisant un modèle physique plus avancé sur BuildSysPro afin de ne pas avoir le même niveau de connaissances entre les simulations physiques et la fonction de coût $\mathcal{L}_{PHY}$. La formulation de $\mathcal{L}_{PHY}$ peut être étudiée avec le choix du niveau de connaissance physique, l'utilisation d'une ou plusieurs équations ou encore l'influence d'un coefficient de régularisation devant $\mathcal{L}_{PHY}$. Enfin, il sera intéressant d'étudier l'influence de la quantité de données utilisées pour la phase d'apprentissage, la quantité utilisée pour ce travail étant importante.

BIBLIOGRAPHIE

Chen, Y., Yang, Q., Chen, Z., Yan, C., Zeng, S., and Dai, M. (2023). Physics-informed neural networks for building thermal modeling and demand response control. Building and Environment, 234 :110149.

Foucquier, A., Robert, S., Suard, F., Stéphan, L., and Jay, A. (2013). State of the art in building modelling and energy performances prediction : A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 23 :272–288.

Gokhale, G., Claessens, B., and Develder, C. (2022). Physics informed neural networks for control oriented thermal modeling of buildings. Applied Energy, 314 :118852.

Jiang, Z., Wang, X., Li, H., Hong, T., You, F., Drgoňa, J., Vrabie, D., and Dong, B. (2025). Physics-informed machine learning for building performance simulation-A review of a nascent field. Advances in Applied Energy, 18 :100223.

Kim, Y.-J., Yoon, S., and Yi, Y. K. (2025). Inverse Physics-Informed Neural Networks for thermal parameter estimation of existing buildings. In Proceedings of Building Simulation 2025: 19th Conference of IBPSA.

Klein, S. A. and al. (2017). Trnsys 18 : A transient system simulation program. Logiciel disponible sur `http://sel.me.wisc.edu/trnsys`.

Ma, Z., Jiang, G., Hu, Y., and Chen, J. (2025). A review of physics-informed machine learning for building energy modeling. Applied Energy, 381 :125169.

Plessis, G., Kaemmerlen, A., and Lindsay, A. (2014). BuildSysPro : a Modelica library for modelling buildings and energy systems. In Proceedings of the 10th International Modelica Conference.

Raissi, M., Perdikaris, P., and Karniadakis, G. (2019). Physics-informed neural networks : A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. Journal of Computational Physics, 378 :686–707.

U.S. Department of Energy (2023). Energyplus. Energy Efficiency and Renewable Energy, Building Technologies Office. Logiciel disponible sur `https://energyplus.net`.

Zayane, C. (2011). Identification d'un modèle de comportement thermique de bâtiment à partir de sa courbe de charge. Mines Paris Tech.

Comment concevoir des abris avec des performances climatiques similaires aux couverts arborés continus ?

Teddy Gresse*[1], Damien David[1], Frédéric Lefevre[2], Mathieu Galtier[2], Mateusz Bogdan[3], Marjorie Salles[4], Estelle Morlé[5], Karine Lapray[5]

[1] Univ Lyon, UCBL, INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR5008, Villeurbanne, F-69621, France
[2] Univ Lyon, INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR5008, Villeurbanne, F-69621, France
[3] AREP L'hypercube, 16 avenue d'Ivry, 75013 Paris, France
[4] Agence BASE, landscape Architects, Lyon, France
[5] Environnement, Ville et Société - Laboratoire Lyon architecture urbanisme recherche - EVS-LAURe
***teddy.gresse@entpe.fr**

RESUME. Cet article propose une méthodologie quantitative de conception et d'évaluation d'abris climatiques urbains. L'approche repose sur le critère AbriCoCoDA, basé sur la comparaison, à hauteur piétonne, de l'indice PET d'une scène urbaine avec une référence sous couvert arboré continu. Les simulations sont réalisées avec IMOTEP, un modèle thermo-radiatif dédié. Une campagne de simulation est menée pour une journée chaude estivale future typique à Lyon (2040–2060) afin d'analyser l'influence de la géométrie, des matériaux et du contexte urbain sur la performance thermique des abris. Les résultats permettent d'établir trois règles de conception majeures : une dimension supérieure à 5 m, l'exclusion des toiles légères au profit de structures isolées et inertes, et une implantation préférentielle près d'un bâtiment placé au sud sans recouvrement de son ombre.

MOTS-CLÉS : Abris climatiques, Règles de conception, Performances thermiques.

ABSTRACT. This article proposes a quantitative methodology for designing and evaluating urban climate shelters. The approach is based on the AbriCoCoDA criterion, which compares the PET index of an urban scene at pedestrian height with a reference under continuous tree cover. Simulations are performed using IMOTEP, a dedicated thermo-radiative model. A simulation campaign is conducted for a typical future hot summer day in Lyon (2040–2060) to analyze the influence of geometry, materials and urban context on the thermal performance of shelters. The results establish three major design rules: a size greater than 5 m, the exclusion of lightweight fabrics in favor of insulated and inert structures, and a preferred location near a north-facing building without overlapping shade.

KEYWORDS : Climate shelters, Design rules, Thermal performance.

1. INTRODUCTION

La fréquence et l'intensité des vagues de chaleur augmentent et accentuent l'exposition des populations à des conditions thermiques critiques dans les espaces publics. Lors des épisodes extrêmes, l'accès à des refuges thermiques efficaces devient un enjeu majeur de santé publique (Tong et al. 2021).

En période estivale, la contrainte thermique extérieure est principalement gouvernée par la charge radiative, la température radiante moyenne constituant un déterminant central du confort (Gál et Kántor 2020). Les couverts arborés et, plus largement, la végétation urbaine améliorent significativement les conditions microclimatiques par l'ombrage et, lorsque l'eau est disponible, par évaporation / évapotranspiration (Coutts et al. 2016). Toutefois, d'autres dispositifs urbains participent également à

la création d'espaces refuges, notamment l'ombre portée des bâtiments ainsi que des structures couvertes telles que des halles, des ombrières ou des marquises. Cette étude se concentre sur ces abris construits.

Des travaux montrent une forte variabilité des performances d'ombrage selon la nature du dispositif (Middel et al. 2021), soulignant la nécessité d'évaluations quantitatives pour orienter la conception d'abris performants. Par ailleurs, la disponibilité de tels abris pourrait se réduire sous des canicules plus sévères. Une étude récente menée sur la ville de Lyon suggère que seuls les cœurs de forêts urbaines pourraient maintenir des ambiances confortables en conditions extrêmes futures (David et Salles 2025). Dans les quartiers minéralisés, la conception d'abris efficaces reste donc un défi, en particulier face aux réflexions solaires et aux émissions infrarouges des surfaces chauffées. La simulation numérique apparaît essentielle pour établir des règles de conception robustes adaptées au climat futur, mais les outils usuels (ENVI-met, SOLWEIG) demeurent peu adaptés aux structures ouvertes et semi-transparentes.

Le projet AbriCoCoDA (Abris Couverts Comme des Arbres) propose le concept des abris climatiques bio-analogues, conçus pour reproduire des ambiances thermiques au moins équivalentes à celles d'un couvert arboré continu. Leur conception repose notamment sur des toitures isolées et une géométrie limitant l'exposition au rayonnement réfléchi, afin de compenser l'absence d'évapotranspiration. S'appuyant sur le modèle thermo-radiatif IMOTEP (Gresse et David 2025) développé dans le cadre de ce projet, cette étude analyse l'influence de la géométrie, des matériaux et du contexte urbain sur la performance thermique de ces abris, afin d'identifier les configurations les plus efficaces.

2. METHODOLOGIE : EVALUATION DE LA PERFORMANCE DES ABRIS

2.1. L'OUTIL IMOTEP

IMOTEP modélise des scènes urbaines tridimensionnelles à l'aide de panneaux et de volumes d'air. Les modalités d'utilisation et de mise en œuvre du modèle sont détaillées dans le dépôt GitHub associé (Gresse et David 2025). Les panneaux sont des surfaces maillées d'épaisseur nulle (Figure 1). Les échanges radiatifs, solaires et infrarouges, entre les différentes mailles des panneaux et avec le ciel, sont calculés à l'aide d'un modèle basé sur la méthode des radiosités.

Quatre types de panneaux aux comportements thermiques distincts sont définis. Certains panneaux dits « massiques » intègrent des transferts conductifs unidimensionnels dans la direction normale aux mailles. Les panneaux de sol (G) sont des panneaux massiques et présentent une face en contact avec le milieu extérieur (volume d'air et modèle radiatif) et une face arrière soumise à des conditions adiabatiques à 2 m de profondeur. Les panneaux d'abri (S) sont des panneaux massiques avec deux faces

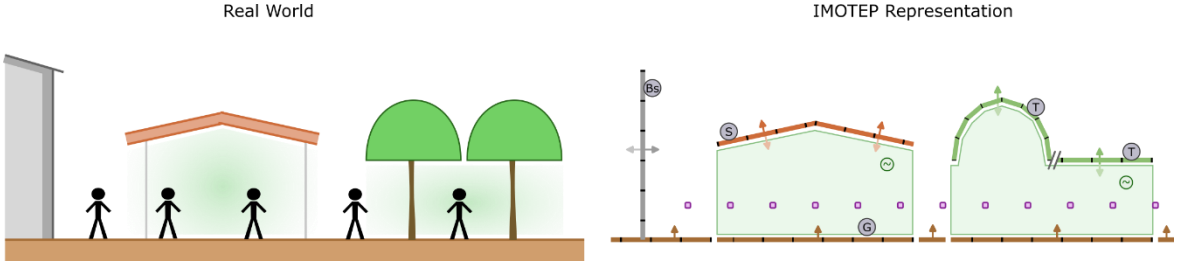


Figure 1 : Principe de modélisation d'IMOTEP

en contact avec le milieu extérieur. Les panneaux de façade de bâtiment (Bs) sont des panneaux massiques avec une face en contact avec le milieu extérieur et une face en contact avec un volume d'air interne (à température fixe ou issue d'un bilan). Une surface virtuelle supplémentaire est ajoutée à l'arrière de ces panneaux afin de fermer le modèle radiatif extérieur. Enfin, les panneaux représentant des arbres (T) sont des panneaux non massiques dont les deux faces sont en contact avec le milieu extérieur. La température de ces panneaux est fixée à la température de l'air ; il s'agit d'une modélisation de premier ordre des effets de l'évapotranspiration. Leur géométrie peut représenter explicitement la forme ellipsoïdale du houppier de chaque arbre (premier (T) sur le schéma) ou la sous-face plane d'un couvert arboré continu (deuxième (T) sur le schéma). Les panneaux d'arbres et d'abris peuvent présenter des propriétés de transparence. Des volumes d'air peuvent être définis sous les abris et sous les arbres afin de modéliser d'éventuelles variations de la température de l'air.

La qualité des ambiances thermiques extérieures est évaluée en calculant la PET (Physiological Equivalent Temperature, (Gagge et al. 1972)) au niveau de sondes ponctuelles placées à hauteur piétonne (carrés violets sur la Figure 1). Le calcul de la PET repose notamment sur la température radiante moyenne, déterminée à partir des flux radiatifs infrarouge et solaire provenant des six directions de l'espace (Höppe 1992). IMOTEP est conçu pour simuler l'évolution des conditions thermiques extérieures sur une journée de référence : l'outil répète plusieurs fois la journée de simulation jusqu'à l'établissement du régime périodique.

Le modèle a été validé par comparaison avec des mesures expérimentales issues du projet 50 Grades of Shade (Middel et al. 2021), couvrant diverses configurations urbaines (milieu dégagé, rue canyon, sous arbre et sous dispositif d'ombrage). Les résultats, en cours de publication, montrent une bonne capacité à reproduire la température radiante moyenne, bien que des écarts subsistent en présence de sols végétalisés, indiquant des pistes d'amélioration du modèle.

2.2. EVALUER LA QUALITE DES ENVIRONNEMENTS THERMIQUES DANS UNE SCENE URBAINE

Le protocole d'évaluation de la qualité des environnements thermiques générés par une scène urbaine est illustré sur la Figure 2. Ce protocole nécessite une simulation préalable afin obtenir l'évolution de la PET_{CAC}, c'est-à-dire de la PET sous un couvert arboré continu suffisamment étendu pour que la sonde ne soit pas influencée par les conditions limites latérales.

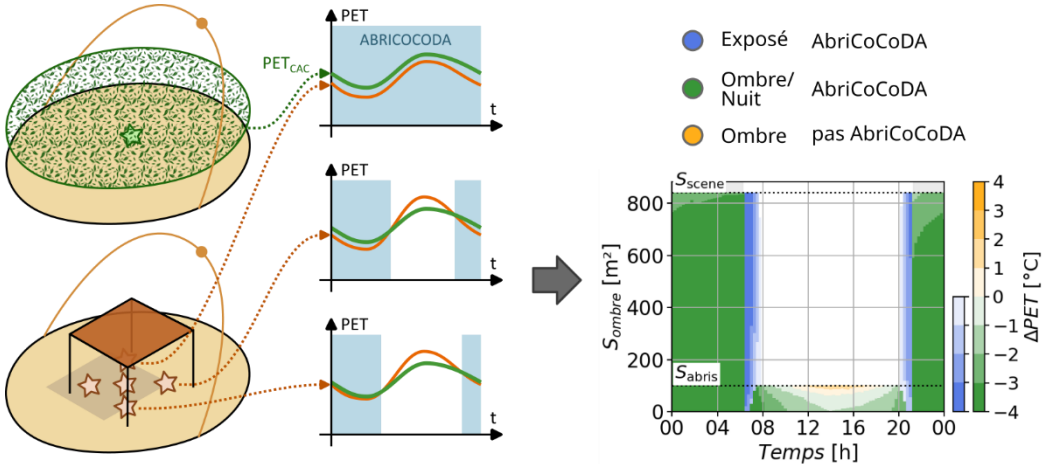


Figure 2 : Principe de calcul de la surface AbriCoCoDA dans une scène urbaine

Une simulation de la scène urbaine à évaluer est ensuite réalisée. Pour cette simulation, des sondes sont disposées sur toute la scène (surface $S_{scène}$) de telle sorte à former un maillage régulier d'1 m de côté. L'évolution de la PET sur chaque sonde est ensuite comparée à la référence PET_{CAC}. Si $PET < PET_{CAC}$, le critère AbriCoCoDA est rempli : l'ambiance thermique est plus clémente à l'emplacement considéré que sous un couvert arboré continu. Si cet emplacement est à l'ombre, l'ombre est « de qualité ».

Les résultats sont ensuite agrégés spatialement en calculant, à chaque pas de temps, la surface couverte par les sondes qui remplissent le critère AbriCoCoDA. On obtient ainsi un indicateur quantitatif permettant d'évaluer la qualité de l'ombre générée par la scène urbaine : la surface AbriCoCoDA. On peut distinguer, dans la surface AbriCoCoDA, les zones exposées au rayonnement solaire direct (en bleu) ou à l'ombre (en vert). Les zones ombragées qui ne remplissent pas le critère AbriCoCoDA sont représentée en orange. Pour une analyse plus fine, on distingue différentes gammes de valeur de l'écart de température $\Delta PET = PET - PET_{CAC}$ dans les différentes catégories de surface (nuances de luminosité).

2.3. EVALUATION DE LA PERFORMANCE D'UN ABRI

Si une scène urbaine comprend un abri, la surface AbriCoCoDA prédite pour cette scène résulte à la fois des effets de l'abri et du contexte dans lequel il est implanté. La surface AbriCoCoDA ne permet donc pas directement d'évaluer les performances de l'abri. Pour évaluer ces performances, deux simulations sont réalisées : l'une avec l'abri, et l'autre sans l'abri, comme illustré sur la Figure 3. Les surfaces AbriCoCoDA sont ensuite retranchées, catégorie par catégorie, pour obtenir la surface AbriCoCoDA nette, qui résulte de l'implantation de l'abri dans la scène.

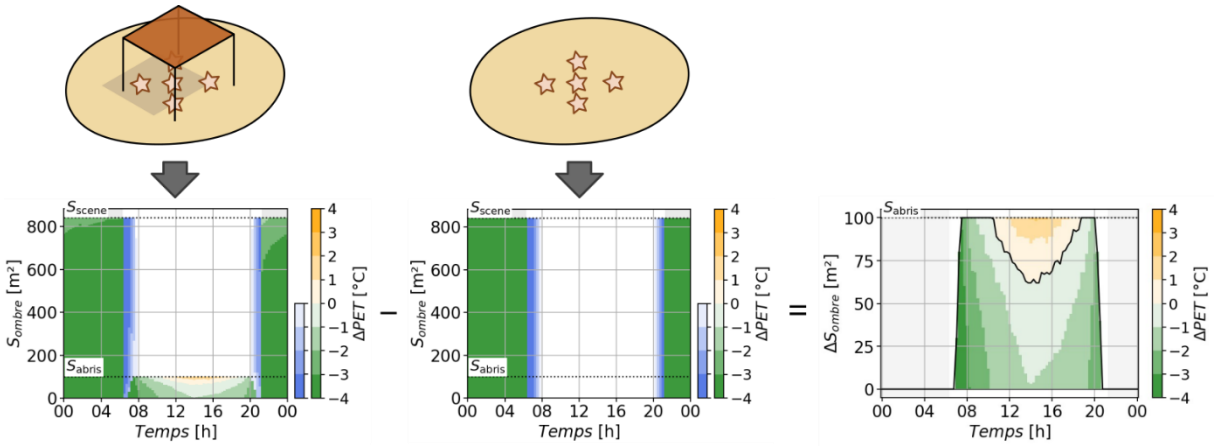


Figure 3 : Principe de calcul de la quantité et qualité de l'ombrage net apporté par un abri

3. CAMPAGNE DE SIMULATION

3.1. CONFIGURATIONS D'ABRIS ETUDIEES

La Figure 4 présente les différentes configurations d'abris explorées pour cette étude. Le cas de référence correspond à un abri à toiture plate, de plan carré et de hauteur 3 m, implanté dans un environnement dégagé, dont la longueur varie dans l'intervalle $l_s \in [5, 30]\ m$. Un abri de dimension fixée à $l_s = 10\ m$ est ensuite intégré dans divers contextes urbains : bâtiments seuls placés au Nord, Sud, Est ou Ouest de l'abri, rues canyon orientées Est–Ouest ou Nord–Sud, et configuration en place. Dans les cas avec bâtiments isolés ou en canyon, les façades sont implantées à 10 m de l'abri et

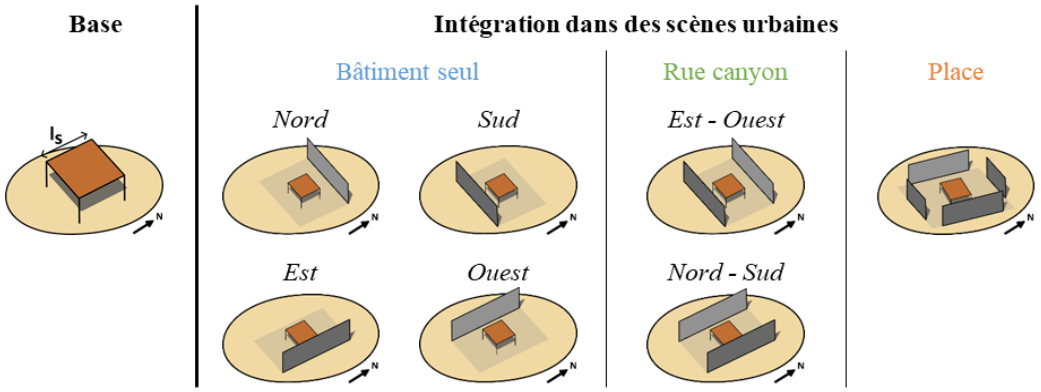


Figure 4 : Configurations d'abris étudiées

présentent une hauteur de 20 m et une longueur de 70 m. Dans la configuration en place, des bâtiments de 20 m de hauteur délimitent un espace rectangulaire de 60 m × 120 m, l'abri étant positionné en son centre. Ces scénarios permettent d'évaluer l'influence du contexte urbain sur la qualité d'ombrage de l'abri.

Le Tableau 1 présente les propriétés thermo-radiatives des différentes parois simulées. Dans la configuration isolée, cinq compositions d'abris ont été explorées : une structure légère en tissu, ainsi que des toitures opaques en bois ou en béton, chacune étudiée sans ou avec isolant thermique.

	Sol	**Bâtiment**	**Abri**	**Abri**	**Abri**	**Abri**	**Abri**
Matériaux	Béton	Béton (ext) Isolation	Tissu	Bois	Béton	Bois Isolation Bois	Isolation Béton
Epaisseur [m]	2.	0.1 / 0.1	0.001	0.02	0.1	0.02 / 0.1 / 0.02	0.1 / 0.1
Conductivité [W/m/K]	1.5	1.75 / 0.04	0.2	0.14	1.75	0.14 / 0.054 / 0.14	0.04 / 1.75
Cap. th. volumique [MJ/m³/K]	2.	2.5 / 0.05	1.2	1.25	2.5	1.25 / 0.57 / 1.25	0.05 / 2.5
Emissivité	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95
Albédo	0.25	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
Trans. CLO	0	0	0.08	0	0	0	0
Trans. GLO	0	0	0.08	0	0	0	0

Tableau 1 : Propriétés thermo-radiatives des différentes parois

Lors des simulations, un facteur d'atténuation du vent de 0,75 a été systématiquement appliqué pour les volumes d'air situés sous les abris. Ce facteur d'atténuation correspond au passage de la vitesse à 10m à la vitesse à 1m, selon un profil logarithmique, en considérant une rugosité de 0,001 m. Aucune atténuation de la vitesse du vent par les abris n'est alors prise en compte.

3.2. DONNEES METEOROLOGIQUES

Les données météorologiques utilisées (Figure 5) correspondent à une journée chaude typique d'été pour la période 2040-2060 et pour la métropole de Lyon. La procédure utilisée pour générer ces fichiers

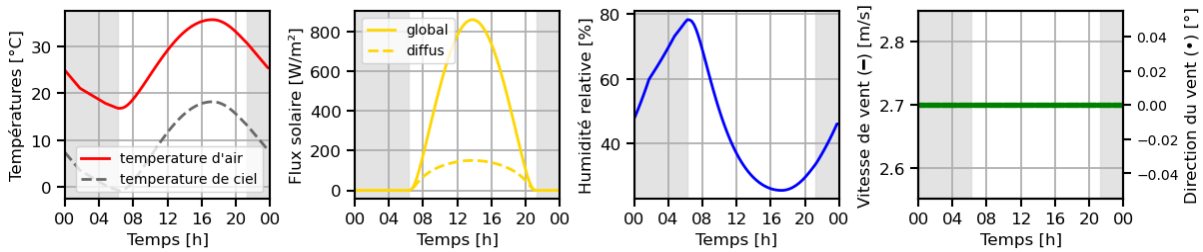


Figure 5 : Données météorologiques

est décrite dans (David et Salles 2025). Des statistiques journalières ont été calculées sur un jeu de données météorologiques issues du projet CORDEX (Toesca et al. 2023).

La température d'air a été reconstruite à l'aide de la procédure proposée par (Meteonorm 2021). La température de ciel est obtenue en appliquant un décalage constant par rapport à la température de l'air. Les flux solaires direct, diffus et global sont calculés pour des conditions de ciel clair. Enfin, la vitesse de vent est supposée constante et orientée vers le nord.

4. RESULTATS

4.1. CONFORT THERMIQUE SOUS LE COUVERT ARBORE CONTINU

Le couvert arboré continu de référence utilisé pour cette étude présente les caractéristiques suivantes : émissivité 0.95, albédo 0.2, coefficient de transmission solaire et infrarouge 0.15 pour le bilan thermique et 0.05 pour le calcul de la PET, facteur de vent 0.13 (obtenu par simulation CFD).

La Figure 6 présente l'évolution journalière de la PET_{CAC} pour la journée d'été étudiée. L'indicateur fluctue entre 15 °C en fin de nuit et 34,5 °C au pic de chaleur à 16h30 (UTC+2). Cette évolution traduit un passage de conditions thermiques légèrement fraîches à des conditions thermiques douces, selon les classes de confort usuelles.

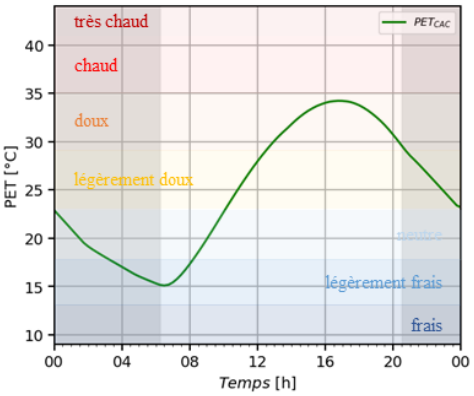


Figure 6 : Evolution de la PET_{CAC}

4.2. IMPACT DE LA DIMENSION ET DE LA COMPOSITION DE L'ABRI ISOLE

La Figure 7 présente l'analyse paramétrique de la qualité d'ombrage fournie par un abri isolé en fonction de sa longueur et de sa composition. Chaque ligne correspond à une longueur d'abri (de 5 à 30 m) et chaque colonne à une composition. On rappelle que l'échelle colorimétrique indique l'écart de PET (ΔPET) par rapport au couvert arboré continu.

Pour une longueur de 5 m, l'ombre générée n'est pas AbriCoCoDA (pas de surface verte) au cœur de la journée entre 14h et 16h, quelle que soit la composition de l'abri, à l'exception du cas béton–isolant. De même, les abris en toile ne permettent pas de respecter le critère AbriCoCoDA au cœur de la journée, indépendamment de leur longueur. La qualité d'ombrage s'améliore avec l'augmentation de la longueur et de l'inertie/isolation thermique de l'abri. Pour un abri de 30 m en béton avec isolant, plus de 95 % de la surface ombragée est AbriCoCoDA, avec un ΔPET atteignant −3 °C sur près de la moitié de la surface de l'abri en milieu de journée. Un abri en bois isolé permet également d'obtenir des performances élevées sans recours au béton.

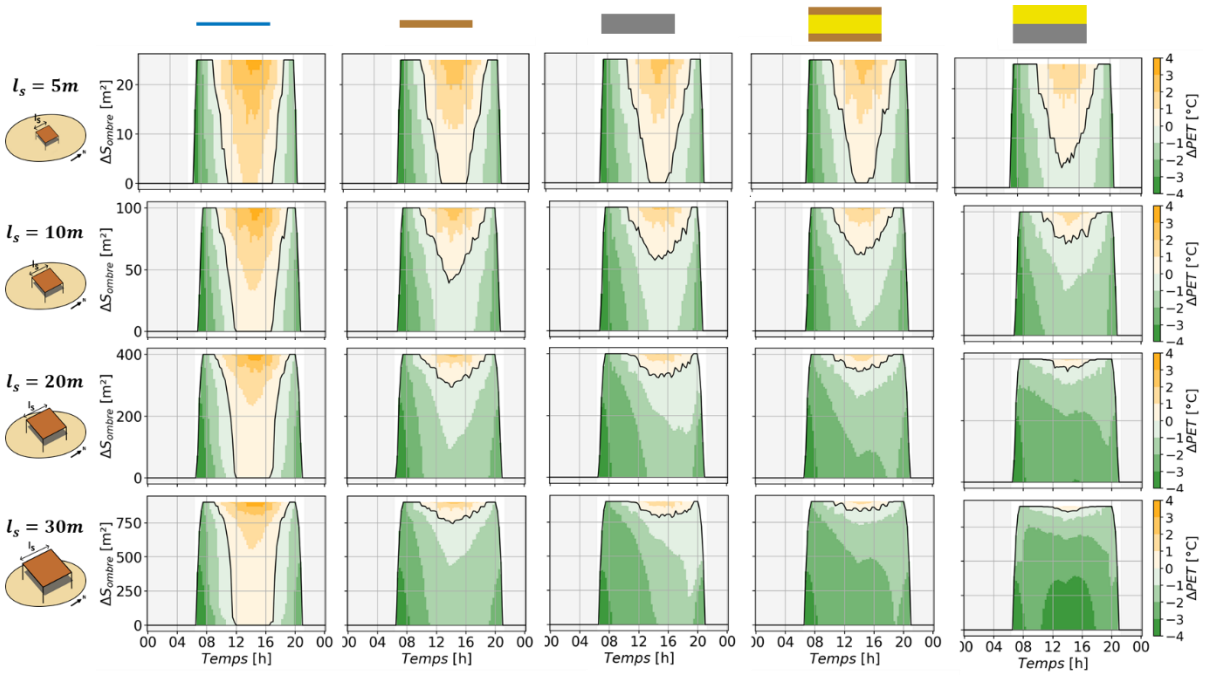


Figure 7 : Qualité d'ombrage pour un abri isolé en fonction de sa longueur et de sa composition

4.3. IMPACT DE L'INTEGRATION DE L'ABRI DANS DES SCENES URBAINES

La Figure 8 présente l'effet de l'environnement d'un abri ($l_s = 10\ m$, composition bois–isolant–bois) sur la qualité et la quantité d'ombrage qu'il génère.

Par rapport à un abri isolé, un bâtiment placé au Nord dégrade fortement la performance de l'abri au cœur de la journée. La surface AbriCoCoDA chute à près de 25 %, sous l'effet combiné des réflexions solaire et de l'échauffement de la façade du bâtiment. À l'inverse, un bâtiment placé au Sud améliore la performance de l'abri, portant la surface AbriCoCoDA à environ 80 %, avec un ΔPET inférieur à −1 °C au centre de l'ombre projetée, grâce à l'ombrage du bâtiment qui limite l'exposition au rayonnement solaire de la portion de sol située au sud de l'abri. Lorsqu'un bâtiment est placé à l'Est, son ombre recouvre l'ombre de l'abri jusqu'à 10 h : l'abri n'apporte pas d'ombrage supplémentaire. Pendant l'après-midi, la réflexion du rayonnement solaire sur la façade du bâtiment dégrade progressivement la qualité des ambiances sous l'abri, conduisant à une ombre ne satisfaisant plus le critère AbriCoCoDA après 17h. Pour un bâtiment placé à l'Ouest, le phénomène est inversé avec une dégradation modérée

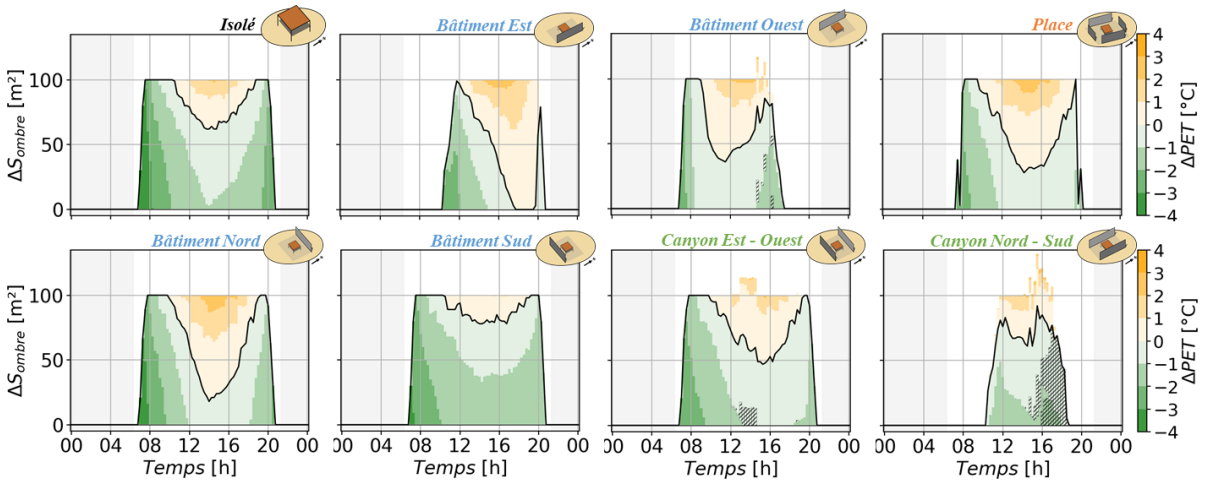


Figure 8 : Qualité d'ombrage d'un abri intégré dans des scènes urbaines

de l'ombrage en matinée et un recouvrement de l'ombre de l'abri après 17h30. Les surfaces hachurées correspondent à des zones d'ombre générées par les bâtiments devenues AbriCoCoDA par la présence de l'abri dans la scène.

Les configurations en canyon et en place montrent des effets combinés de recouvrement d'ombrage et de dégradations par réflexion sur les façades, conduisant globalement à des configurations moins favorables que le cas isolé.

5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Cette étude propose une méthodologie permettant l'évaluation de la performance thermique d'abris urbains en conditions thermiques d'étés futurs basé sur une référence d'un couvert arboré continu via le critère AbriCoCoDA. Les simulations réalisées avec le modèle thermo-radiatif IMOTEP mettent en évidence trois règles de conception majeures pour qu'un abri puisse fournir une ombre de qualité : la dimension caractéristique de l'abri doit être supérieure à 5 m, une simple toile d'ombrage est insuffisante quelle que soit la taille, et l'implantation optimale privilégie la proximité d'un bâtiment placé au sud, à condition que son ombre projetée n'empiète pas sur l'ombre fournie par l'abri. Par ailleurs, l'ajout d'isolation et l'emploi de matériaux à forte inertie thermique tend à améliorer significativement les performances de l'abri.

Les perspectives portent sur l'affinement du modèle de couvert arboré continu, ainsi que sur l'exploration de compositions et géométries alternatives (toitures non planes, protections latérales, formes limitant les réflexions), sur l'application de la méthodologie à des scènes urbaines plus réalistes et à un cas concret dans la métropole de Lyon intégrant les contraintes de mise en œuvre et d'aménagement, et sur l'analyse des usages et des dynamiques d'occupation induites par ces nouvelles structures.

6. REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé au sein du Labex IMU (ANR-10-LABX-0088) de l'Université de Lyon, dans le cadre du Plan France 2030 mis en place par l'État et géré par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR).

7. BIBLIOGRAPHIE

Coutts, Andrew M., Emma C. White, Nigel J. Tapper, Jason Beringer, et Stephen J. Livesley. 2016. « Temperature and Human Thermal Comfort Effects of Street Trees across Three Contrasting Street Canyon Environments ». *Theoretical and Applied Climatology* 124 (1): 55-68. https://doi.org/10.1007/s00704-015-1409-y.

David, Damien, et Marjorie Salles. 2025. « City-scale assessment of outdoor heat shelter availability under climate change conditions: a simulation-based methodology ». *Building and Environment* 282 (août): 113238. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2025.113238.

Gagge, A., J. Stolwijk, et Y. Nishi. 1972. *An Effective Temperature Scale Based on a Simple Model of Human Physiological Regulatiry Response*. mai 1. https://www.semanticscholar.org/paper/An-Effective-Temperature-Scale-Based-on-a-Simple-of-Gagge-Stolwijk/5ca3afa7ed2167f1c1d6105fd91e3f069bd32f64.

Gál, Csilla V., et Noémi Kántor. 2020. « Modeling mean radiant temperature in outdoor spaces, A comparative numerical simulation and validation study ». *Urban Climate* 32 (juin): 100571. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2019.100571.

Gresse, Teddy, et Damien David. 2025. *IMOTEP: Micro-Meteorological Model for Outdoor Thermal Environment Perception*. Version 1.0. Released décembre. https://hal.science/hal-05428614.

Höppe, P. 1992. « A new procedure to determine the mean radiant temperature outdoors ». *Wetter und Leben* 44: 147-51.

Meteonorm. 2021. *Handbook part II: Theory*. Version 8.

Middel, Ariane, Saud AlKhaled, Florian A. Schneider, Bjoern Hagen, et Paul Coseo. 2021. « 50 Grades of Shade ». Bulletin of the American Meteorological Society. *Bulletin of the American Meteorological Society* 102 (9): E1805-20. https://doi.org/10.1175/BAMS-D-20-0193.1.

Toesca, Adrien, Damien David, Kévyn Johannes, et Michel Lussault. 2023. « Generation of weather data for the assessment of building performances under future heatwave conditions ». *Building and Environment* 242 (août): 110491. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110491.

Tong, Shilu, Jason Prior, Glenn McGregor, Xiaoming Shi, et Patrick Kinney. 2021. « Urban heat: an increasing threat to global health ». *The BMJ* 375 (octobre): n2467. https://doi.org/10.1136/bmj.n2467.

Impact of Model Calibration with Variable Data Resolution on the Evaluation of Energy Management Algorithms

Etta Grover-Silva[1,*], Enora Garreau[1], Eunice Herrera[1], Sarah Juricic[1], Ali Chouman[1], Peter Riederer[1]

[1]Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
290 Rte des Lucioles - 6904 Sophia Antipolis
[*]etta.grover-silva@cstb.fr

RÉSUMÉ. La modélisation énergétique des bâtiments est un outil clé pour évaluer leurs performances dans un contexte de changement climatique et de flexibilité électrique. Les stratégies de contrôle peuvent réduire la consommation énergétique tout en maintenant le confort des occupants, mais une régulation adéquate est primordiale. Le calibrage des modèles énergétiques à partir de données mesurées permet d'améliorer leur évaluation avant leur déploiement dans les systèmes de gestion technique d'un bâtiment. Cet article compare plusieurs méthodes de calibrage selon différentes résolutions temporelles et spatiales. L'utilisation d'un modèle mono-zone présente de faibles erreurs, tandis que les modèles multi-zones montrent des écarts plus importants en raison d'un manque d'informations à l'échelle zone. L'impact de ces choix est évalué en comparant le classement de quatre stratégies de contrôle appliquées à des modèles calibrés. Bien que le classement reste inchangé, des variations des indicateurs sont observées, soulignant l'importance de choisir une méthode de calibrage adaptée à la stratégie MPC étudiée.

MOTS-CLÉS. Bâtiment, modélisation énergétique, calibration, stratégies de contrôle

ABSTRACT. Building energy modeling is a key tool when evaluating building and system performances related to climate change and electricity flexibility. Control strategies can reduce energy consumption while maintaining occupant comfort, but inadequate regulation may lead to higher consumption. Calibrating energy models with measured data improves the evaluation of control strategies prior to deployment into the energy management system. This article compares several calibration methods using variable temporal and spatial resolutions. Mono-zone calibration yields the lowest errors, while multi-zone models may show higher discrepancies due to limited information at zone-level. The impact of calibration choice is assessed by ranking four Model Predictive Control algorithms applied to the models calibrated with varying methods. Although the ranking remains unchanged, slight variations in objective function values are observed, highlighting the importance of selecting an appropriate calibration method depending on the MPC strategy.

KEYWORDS. Building, energy modeling, calibration, control strategy

1. INTRODUCTION

The building sector is a key sector in the fight against climate change, as buildings use 30% of total final world energy consumption and 26% of total energy sector CO2 emissions ((IEA, 2020), (of Economic and Affairs, 2019)) and may increase by 2050 through increased floor area per capita, higher penetration of air conditioning, ect. Therefore, this sector has a potential for significant energy savings. Some over consumption can be linked to suboptimal HVAC operation caused by inadequate control settings or operational faults (Li and Wen, 2014). Different optimization methods for building management strategies are well documented by the scientific community (Shaikh et al., 2014).

Simulation-based approaches are commonly used to evaluate building performance and control strategies. In this context, building energy models must be calibrated to ensure consistency between simulated and measured data and increase simulation credibility. Previous studies have shown that calibration can significantly reduce discrepancies between simulated and measured consumption (e.g. (Lavigne, 2009) reduces from 143% to 14% the maximal error on monthly electrical bills). However, calibration methodology largely depend on data availability and case-specific constraints (Vera-Piazzini and Scarpa, 2024).

Accurate calibration requires reliable information on building/system/occupancy/weather characteristics. In practice, such data are often incomplete or unavailable. Building characteristics may be outdated following renovations, system regulation frequently differs from idealized control strategies implemented in building energy models, and occupant behavior is difficult to measure and represent. Although smart meters have improved access to consumption data, sub-metered measurements at system or zone level and high temporal resolution remain uncommon. Without the sub-metering, disaggregation algorithm must be developed to separate the energy uses, that is difficult even impossible if the data resolution is too low ((Reinhardt and Klemenjak, 2020), (Zaeri et al., 2022), (Akbari and Konopacki, 1998)). As a result, building energy model calibration is "highly under-determined problem which yields multiple non-unique solution" (Coakley et al., 2014).

In studies evaluating Model Predictive Control (MPC) strategies with Building Energy Model (BEM), calibration is generally performed to validate the BEM model before testing variable energy savings control strategies. However, the impact of calibration on the evaluation of MPC algorithms has not been quantified. When the objective is to compare relative performance between control strategies, the required level of calibration accuracy remains unclear.

This paper addresses this gap by comparing several control strategies applied to a building modeled with the BEM tool DIMOSIM (Garreau et al., 2021). The building model is calibrated using different temporal resolutions (from annual to hourly consumption data), and different spatial representations (mono-zone and multi-zone models). The objective is to assess the impact of such variation on energy savings and control strategies ranking.

2. METHODOLOGY

To compare different control strategies on several calibrated buildings, the BEM tool used here is **DIMOSIM**, developed by the CSTB (Centre Scientifique et Technique du Bâtiment). Sensitivity analysis and model calibrations are performed using **Caliente** (**CALI**bration for **EN**ergy consump**T**ion in Existing buildings), a Python-based tool developed at CSTB. Caliente implements a generic and modular calibration framework and is independent of the BEM used. Specific converters allow coupling with any BEM that can be executed through Python. Once the models are calibrated, control strategies are evaluated on both calibrated and non-calibrated models. As an overview of the methodology, the main steps are the following :

1. Construction of the case-study building model in DIMOSIM
2. Identification of influential parameters through sensitivity analysis
3. Model calibration using selected parameters at different temporal and spatial resolutions
4. Simulation of control strategies and calculation of energy savings
5. Analysis of the impact of calibration resolution on model accuracy, energy savings, and control strategy ranking

2.1. BUILDING ENERGY MODEL - DIMOSIM

Building physical description is one of the most important parts to create a first building model that is as close as possible to reality. The estimation of the uncertainty associated with all building characteristics is also necessary for accurate calibration. Building characteristics are then assigned to model parameters which can be separated into several categories : thermal envelop parameters (u-values of boundaries, window share...), systems parameters (HVAC systems with their efficiency), systems regulation (heating law characteristics,...) and occupancy (temperature set-points, internal gains...). Climatic data and the surrounding environment also significantly influence building energy performance and must be consistently represented in the model and consistent with measurement period for calibration.

DIMOSIM aims to simulate any possible combination of systems, models and buildings at any scale (building, city or district), at a high speed and in a modular and flexible way in order to respond to a broad spectrum of applications. More detailed information about the DIMOSIM building energy model can be found here (Garreau et al., 2021).

2.2. BUILDING MODEL CALIBRATION - CALIENTE

Calibration protocol aims to improve the accuracy of the BES by adjusting the model parameters, and in particular the parameters that have a significant impact on the simulation output of interest. Therefore, the first step in the calibration process is to select the appropriate influential input parameters through sensitivity analysis and their uncertainty. The input parameters must be described for the calibration procedure by a statistical distribution (uniform, normal, beta, etc.).

The calibration core of Caliente can be run after selecting the calibration method and the calibration accuracy functions. Several calibration procedures are available in Caliente : simple calibration with Latin Hypercube (LHS) sampling, genetic calibration with evolutionary algorithm with DEAP (Gad, 2024), or a minimization method with Nelder-Mead simplex algorithm (F. Gao, 2012). For calibration error functions, Martinez et al. (Martínez et al., 2020) did a performance comparison with sixty different optimization-based calibration approaches using a genetic algorithm. The authors recommended a 30% threshold for the CV(RMSE) to achieve an accurate model calibration. (Ramos Ruiz and Fernández Bandera, 2017) suggest using a so-called goodness-of-fit metric (GOF), that combines the complementary CV(RMSE) and NMBE metrics while keeping the error function to a single dimension.

For this study, the best solution was selected for the final calibrated model while respecting the 30% threshold with a LHS Monte Carlo sampling on GOF error. Although evolutionary algorithms could offer additional flexibility, they were not used here in order to ensure consistent parameter sampling across all calibration comparisons. This aspect may be investigated in future work.

2.3. CONTROL STRATEGIES

Several control strategies are available through the European project Collectief, allowing a comparison of three MPC strategies (Chouman, 2024) :

— Genetic : Genetic algorithm optimization using an objective function to minimize consumption and maximize comfort
— Basic : Monte Carlo scenario generation of a broad subset of possible combinations and

calculation of a global indicator to select the combination that minimize it
— Simplified : Same genetic algorithm optimization but applied on a simplified thermal equivalent RC model (trained on DIMOSIM with parameters identification before any calibration) to decrease simulation time. The combination selected is then applied to DIMOSIM.

The algorithms modify the set point temperatures of the zones to minimize the objective that can be customized with weights between energy savings, thermal discomfort and load flexibility. In this study, only energy savings (weight of 0.5) and thermal discomfort (weight of 2) are taken into account. These weights leave open the possibility of reducing comfort in order to reduce energy consumption, but this loss of comfort is heavily penalized. In this article, the MPC strategies are not discussed due to article length limitations, (Chouman, 2024) can provide more information if needed. Only the comparison between them is studied here.

3. CASE STUDY

Energy consumption data of a lab building in Grenoble, France, has been collected during the European project Collectief (Commission,). The building monitoring system provides detailed sub-metered energy data for the main installed systems. Used as case study in ((Shahid, 2024), (Wurtz, 2024)), the Greener building (Delinchant et al., 2016), which hosts the universities G2ELab and INP ENSE3, also includes a library and a restaurant. Only the office part of G2ELab is studied here, due to the fact that MPC control strategies would be implemented most likely in an office type room setting. All are heated by a central air handling unit (CAHU). Heating and cooling data are available over a seven-year period and include CAHU loads, zone-level loads from reversible hydraulic ceiling panels, and hourly air flow rates per zone. The total thermal demand of each zone is computed as the sum of CAHU and ceiling panel contributions. A preliminary analysis revealed strong interannual variability, partly attributed to atypical occupancy during the Covid pandemic. To limit this effect, the year 2019 was selected for the study.

Two building energy models are defined : a mono-zone model aggregating all offices into a single thermal zone, and a multi-zone model with one thermal zone per office. In the mono-zone model, all parameters are calibrated globally. In the multi-zone model, parameters are divided into shared and zone-specific categories. To reduce calibration complexity, the ventilation efficiency is fixed to the value obtained from mono-zone calibration. Weather data from 2019 at the Grenoble airport location was used for all simulations and calibration.

While evolutionary algorithms could serve as a viable alternative for such calibration—allowing for separate evolution of zone-specific and common parameters—they were not used here. This approach could, however, be explored in future works.

4. RESULTS

The following sections analyze the impact of spatial and temporal calibration resolutions, as well as their influence on MPC strategy ranking. The spatial resolution comparison highlights the trade-offs between model simplicity and zoning accuracy. Temporal resolution is assessed by comparing calibration results obtained from yearly, monthly, daily, and hourly data. Finally, certain calibrated models are selected to evaluate the impact of evaluating four control algorithms through a ranking. As MPC ranking mostly use the best calibrated parameters combination, only these combinations are shown in the figures, without visualizing the uncertainty of each parameter.

The following LHS Monte carlo calibration (on GOF metric) is done after a RBD-FAST sensitivity analysis, done on mono-zone and multi-zone model for all temporal resolutions in order to select all simulations impacting parameters. The sensitivity analysis is not shown here due to article length constraints. Based on this sensitivity analysis, 7 parameters were selected (by order of mean magnitude impact) : heating and cooling set-points, CAHU efficiency, internal gains, air change rate and morning starting hour of set points.

4.1. MODEL CALIBRATION USING VARIABLE SPATIAL RESOLUTION

Figure 1 presents the annual cumulative energy consumption of the uncalibrated mono-zone and multi-zone models, compared with the corresponding calibrated models using hourly calibration, along with the measured reference data.

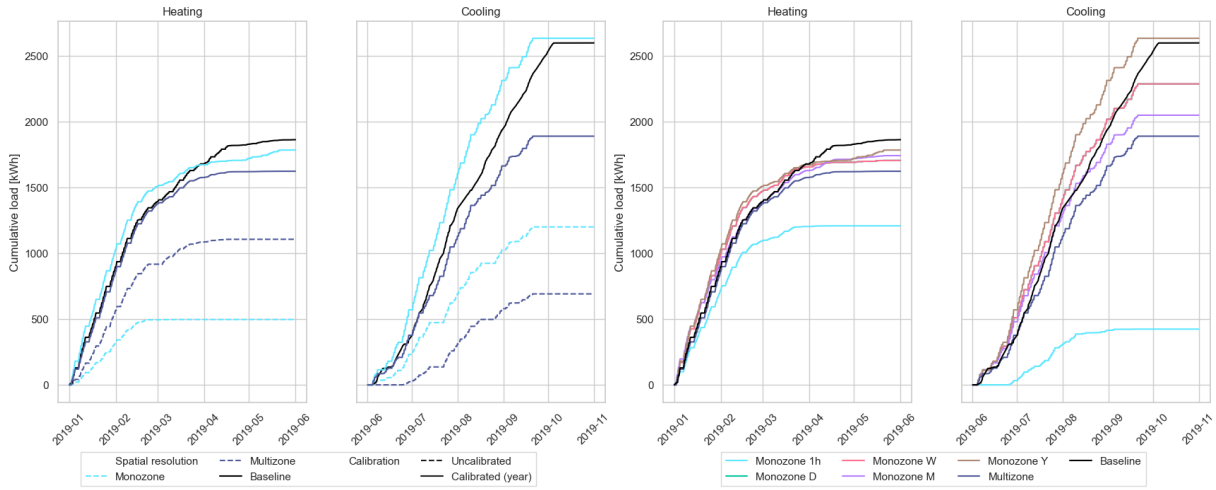


Figure 1 : Cumulative heating demand and cooling demand for uncalibrated and calibrated multi-zone and mono-zone models in comparison to measured baseline data (left) Comparison of different temporal resolutions (right)

Results show the importance of calibration to ensure that the simulated results are similar in magnitude to measured data. The uncalibrated mono-zone and multi-zone models have a significantly lower total annual thermal load for heating and cooling. The calibrated mono-zone and multi-zone models follow the global dynamic of the thermal load trends in comparison to the measured data. However, the multizone model still underestimates the total annual energy consumption. The mono-zone calibrated model results in the lowest calibration errors for heating and cooling.

4.2. MODEL CALIBRATION USING VARIABLE TEMPORAL RESOLUTIONS

Model consideration

On the same previous figure (1), calibrated models for the mono-zone and the cumulated energy load of the muti-zone are compared. The cumulative energy load graph allows for the observation of consumption trending without taking into account power variability sensitive to time of day use. The results show that weekly, monthly, and yearly calibration resolutions provide the lowest calibration error during the heating season. Daily and weekly calibration resolutions have similar results for the optimal parameters combination and therefore have a similar variation in the consumption profile. Hourly calibration seemed to be less effective in

successfully modeling overall energy use trends. This is due to the fact that hourly error calculations are sensitive to power shifts due to variable schedules and occupant activity that are not properly represented by the model. In the absence of detailed occupancy and usage data, timeseries–based calibration may therefore be less robust. When this data is not available, calibration of a model based on timeseries power data may not be effective.

The calibrated multi-zone model systematically underestimates overall energy consumption. This suggests that increased spatial detail does not necessarily improve model performance when detailed zone-level data are unavailable. For example, zones with high window-to-wall ratios and strong solar exposure have potential high solar gains. Occupant behavior related to shading control may have a significant impact on indoor temperature and cooling loads. Therefore, if detailed information about window blind behavior is unknown, modeling errors can be high.

Parameter variability

Figure 2 is a graph showing the impact of different calibration resolutions on the values calculated for key building characteristics. Based on these results, the data resolution of calibration has a significant impact on many important parameters. The ventilation system efficiency is relatively stable for all calibration resolutions. However, internal gains and ventilation air change rate have a higher variation. Comfort set points and comfort start hour had significant variability as well especially in relation to heating parameters.

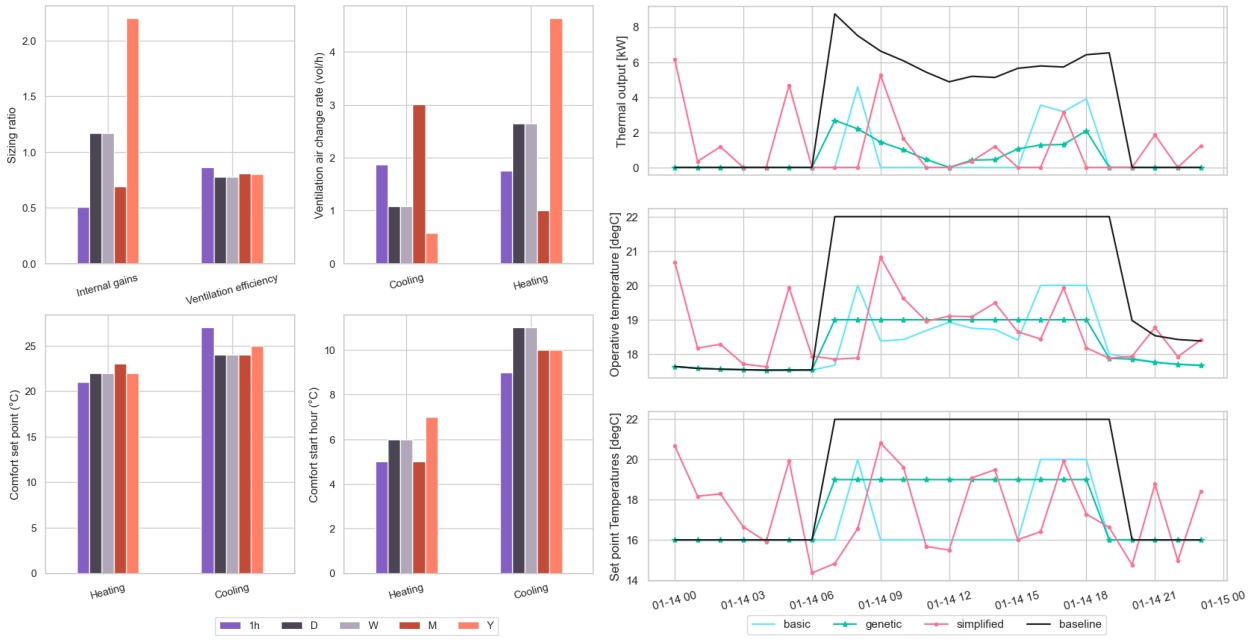


Figure 2 : Calibrated parameter values based on variable resolution calibration (left). Variable energy consumption (top right), simulated internal temperature (middle right) and optimized set point temperature (bottom right) calculated from three MPC algorithms

4.3. DIFFERENT CALIBRATED MODELS IMPACT ON MPC EVALUATION

The three MPC algorithms were implemented for 4 out of the 5 calibrated models as the daily and weekly calibration resolutions give the same calibration results. Figure 2 compares the three MPC algorithms detailed in section 2.3Each MPC algorithm computes a specific temperature

set-point schedule based on a combined energy consumption and thermal comfort objective. Comfort is defined by an occupied temperature range between 19 and 22°C. The baseline temperature set point is constant set to 22°C during the day and 18°C at night. As a result, all MPC strategies achieve energy savings by lowering the set-point temperature while remaining within the defined comfort temperature range.

A comparison between different calibrated and non calibrated models was completed to estimate the impact of calibration on the evaluation of MPC strategies. MPC performance is evaluated using a weighted objective function combining two indicators : the percentage of energy savings (weight of 0.5) and the percentage of occupied time during which comfort constraints are violated (weight of 2). Figure 3 shows a graph of the ranked calculated objective function for each MPC strategy considering the non-calibrated and calibrated models, while Figures 4 shows the two components of the objective function separated into two graphs.

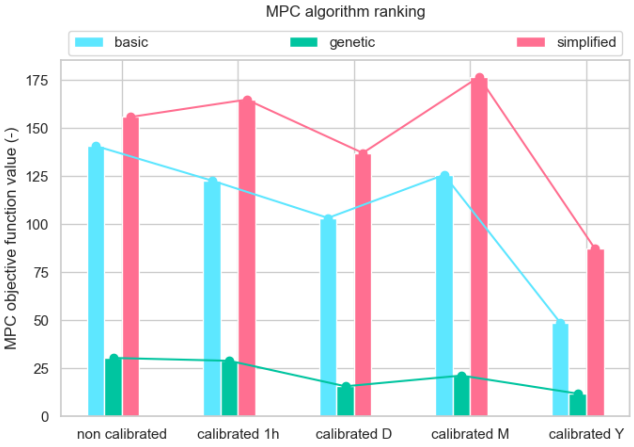


Figure 3 : MPC algorithm ranking of calibrated models with variable temporal resolution. The objective function is a weighted sum of energy consumption and comfort violations

For all calibrated models, the ranking is equivalent. However, for the non-calibrated model, the ranking of the basic and simplified algorithm is inverted.

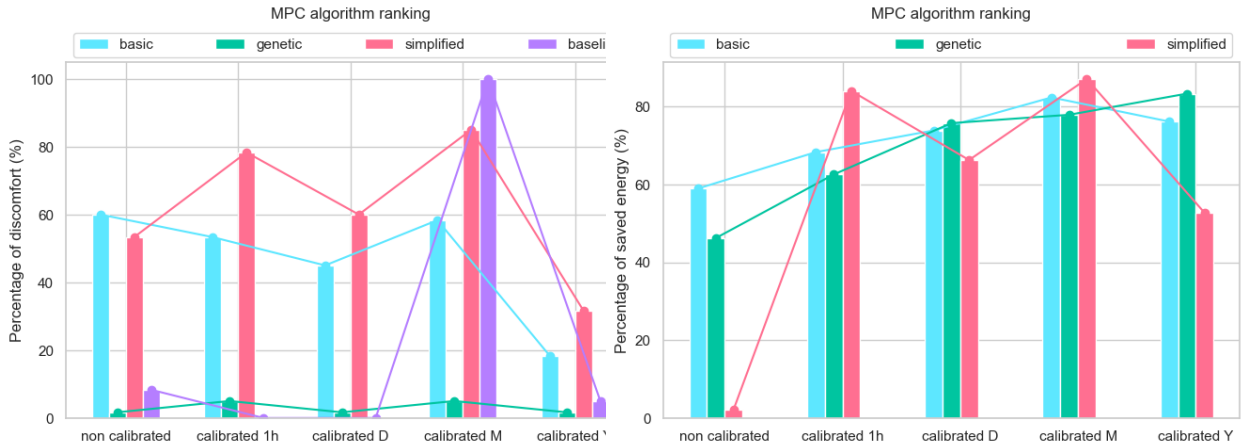


Figure 4 : MPC algorithm ranking for the percentage of discomfort (left), MPC algorithm ranking for the percentage of energy savings (right)

The basic MPC algorithm reduces slightly the thermal comfort in order to increase energy savings. In all models the genetic MPC algorithm outperforms the 2 other algorithms. As the simplified MPC uses a simplified RC model to choose set points, it is possible that the simplified RC model does not properly simulate the dynamics of the detailed building model simulation with DIMOSIM, and therefore the simplified model has a higher set point variation during the week. When observing the percentage of saved energy indicator, the genetic algorithm outperforms the basic algorithm for almost all models except the daily and yearly calibration resolution. The simplified algorithm oscillates between being the best algorithm or the worst algorithm

depending on the calibration resolution.

The choice of calibration approach does not influence the ranking of the MPC strategies evaluated in this study. However, it changes the order of magnitude of the energy and comfort indicators between MPCs : depending on the type of MPC comparison, model calibration can remain an important step to ensure accurate quantitative performance assessment.

5. DISCUSSION AND CONCLUSION

In this article, the importance of calibration choices, including temporal and spatial resolutions, on building energy modeling and on the evaluation of MPC strategies for energy savings has been presented. The calibration of building energy models is an essential step in the analysis of building performance, allowing a more accurate representation of building performance and reliable quantitative assessment of future operational control strategies.

Concerning the model spatial resolution, this study compared two different spatial resolutions : mono-zone and multi-zone. The multi-zone calibration can be important when testing MPC solutions on only a subset of the zones. However, detailed information about each zone is necessary for effective calibration. When detailed information about occupation schedule, temperature set points and air change rate of each individual zone is not available, multi-zone calibration can cause higher calibration errors. These larger calibration errors are due to the attempt to overfit a model with insufficient model details.

For the temporal resolution, the choice of temporal resolution should be consistent with the quality of measurements and the effective representation of the system. While hourly calibration is appropriate for detailed models that can represent variable time-of-day dynamics, it may be ineffective for simplified models that do not represent accurately inertia, schedules, or building regulation control systems. In such cases, daily calibration provides a good compromise, whereas weekly, monthly, or yearly calibration is better suited to low-resolution measured data but may neglect important dynamic effects.

When testing and evaluating MPC algorithms, using a calibrated model is preferable when a quantified comparison is done between them ; otherwise the calibration is not mandatory as it does not change the ranking, as long as sensible values for the model parameters are used.

6. FUTURE WORK

This type of analysis was done with a basic calibration procedure (Monte Carlo sample) to avoid taking into consideration the bias of sample creation and, therefore, only consider the spatial and temporal input data differences. It would be interesting to use a more sophisticated calibration procedure such as a genetic algorithm with a more precise temporal resolution. Furthermore, in DIMOSIM it is not yet possible to simulate thermal exchanges between zones. Even if all the zones considered in this article have similar usage (offices), the set point temperatures of each office can vary significantly based on occupant preferences and therefore can create significant thermal heat transfer between zones. Finally, other MPCs should be tested with this methodology on different buildings (usage, weather, etc.) to validate the conclusions.

7. ACKNOWLEDGMENT

The authors acknowledge the COLLECTiEF project that has received research funding from the European Union's H2020 research and innovation program under Grant Agreement No. 101033683. The authors wish to thank G2Elab for providing access to the pilot buildings and

monitoring data.

BIBLIOGRAPHIE

Akbari, H. and Konopacki, S. J. (1998). Application of an end-use disaggregation algorithm for obtaining building energy-use data. *Journal of Solar Energy Engineering*, 120(3) :205–210.

Chouman, A. (2024). *Methodology for evaluating innovative energy system management algorithms with a view to a standardized reference framework : from reactive control strategies to MPC-type approaches*. phdthesis, Université Grenoble Alpes.

Coakley, D., Raftery, P., and Keane, M. (2014). A review of methods to match building energy simulation models to measured data. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 37 :123–141.

Commission, C. . E. Collective intelligence for energy flexibility — collectief project — fact sheet — h2020. Online.

Delinchant, B., Wurtz, F., Ploix, S., Schanen, J.-L., and Marechal, Y. (2016). Green-er living lab : A green building with energy aware occupants. In *2016 5th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems (SMARTGREENS)*, pages 1–8.

F. Gao, L. H. (2012). Implementing the nelder-mead simplex algorithm with adaptive parameters. *Comput Optim Appl*, 51 :259–277.

Gad, A. (2024). Pygad : an intuitive genetic algorithm python library. *Multimed Tools Appl*, 83 :58029–58042.

Garreau, E., Abdelouadoud, Y., Herrera, E., Keilholz, W., Kyriakodis, G.-E., Partenay, V., and Riederer, P. (2021). District modeller and simulator (dimosim) – a dynamic simulation platform based on a bottom-up approach for district and territory energetic assessment. *Energy and Buildings*, 251 :111354.

IEA (2020). World energy outlook 2020. Technical report, IEA, Paris.

Lavigne, K. (2009). Assisted calibration in building simulation-algorithm description and case studies.

Li, X. and Wen, J. (2014). Review of building energy modeling for control and operation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 37 :517–537.

Martínez, S., Eguía, P., Granada, E., Moazami, A., and Hamdy, M. (2020). A performance comparison of multi-objective optimization-based approaches for calibrating white-box building energy models. *Energy and Buildings*, 216 :109942.

of Economic, U. N. D. and Affairs, S. (2019). *World Urbanization Prospects : The 2018 Revision*. United Nations.

Ramos Ruiz, G. and Fernández Bandera, C. (2017). Analysis of uncertainty indices used for building envelope calibration. *Applied Energy*, 185 :82–94.

Reinhardt, A. and Klemenjak, C. (2020). How does load disaggregation performance depend on data characteristics ? insights from a benchmarking study. In *Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Future Energy Systems*, e-Energy '20, page 167–177, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.

Shahid, A. C. P. R. F. W. E. G.-S. E. G. M. S. (2024). Thermal modeling and calibration of greener building in grenoble. Conférence IBPSA Fr. 2024 Ecole Thématique SIMUREX.

Shaikh, P., Nor, N., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I., and Ibrahim, T. (2014). A review on optimized control systems for building energy and comfort management of smart sustainable buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 34 :409–429.

Vera-Piazzini, O. and Scarpa, M. (2024). Building energy model calibration : A review of the state of the art in approaches, methods, and tools. *Journal of Building Engineering*, 86 :108287.

Wurtz, A. C. P. R. F. (2024). Evaluation methodology of model predictive controllers for building's energy systems. Conférence IBPSA Fr. 2024 Ecole Thématique SIMUREX.

Zaeri, N., Ashouri, A., Gunay, H. B., and Abuimara, T. (2022). Disaggregation of electricity and heating consumption in commercial buildings with building automation system data. *Energy and Buildings*, 258 :111791.

A Nonlinear 2D DuFort–Frankel Heat-Transfer Model for Building Envelopes

Farouk Guiti[1,2,*], Suelen Gasparin[3], Rafik Belarbi[1,4], Mohamed Abderaouf Louar[2]

[1]Laboratory of Engineering Sciences for the Environment (LaSIE), UMR CNRS 7356, La Rochelle University, France
[2]Laboratoire Dynamique des Systèmes Mécaniques, École Militaire Polytechnique, Algiers, Algeria
[3]Cerema, BPE Research Team, Nantes, France
[4]Canadian University Dubai, Al Safa Street – City Walk Mall, Dubai, United Arab Emirates
[*]farouk.guiti@univ-lr.fr

RÉSUMÉ. Cet article propose un modèle bidimensionnel non linéaire de transfert thermique dans les enveloppes du bâtiment basé sur un schéma explicite aux différences finies de type DuFort–Frankel. La formulation intègre des conditions aux limites de type Robin représentant les échanges convectifs et radiatifs avec l'environnement. La mise en œuvre numérique est d'abord vérifiée à l'aide d'un cas test admettant une solution analytique permettant de comparer plusieurs schémas numériques. Le modèle est ensuite appliqué à un cas d'étude de façade représentatif du climat de La Rochelle. Dans ce contexte non linéaire, les résultats obtenus avec le schéma DuFort–Frankel sont comparés à ceux d'un schéma implicite de type ADI. Les résultats montrent que l'approche proposée atteint une précision comparable tout en réduisant significativement le coût computationnel, constituant ainsi une alternative efficace pour la simulation bidimensionnelle du transfert thermique dans les bâtiments.

MOTS-CLÉS. schéma de dufort-frankel ; modélisation bidimensionnelle ; simulation des bâtiments

ABSTRACT. This work presents a nonlinear two-dimensional heat-transfer model for building envelopes based on an explicit DuFort–Frankel finite-difference scheme. The formulation incorporates Robin boundary conditions representing convective and radiatif exchanges with the surrounding environment. The numerical implementation is first verified using a benchmark test case admitting an analytical solution, allowing the comparison of several numerical schemes. The model is then applied to a façade case study representative of the climatic conditions of La Rochelle. In this nonlinear configuration, the results obtained with the DuFort–Frankel scheme are compared with those obtained using an implicit ADI formulation. The results show that the proposed approach achieves comparable accuracy while significantly reducing computational cost, thus providing an efficient alternative for two-dimensional heat-transfer simulations in building applications.

KEYWORDS. dufort-frankel scheme ; two-dimensional modeling ; building simulation

1. INTRODUCTION

Improving the energy performance of buildings is a major challenge in the context of climate change and increasing global energy demand. The building sector accounts for approximately 30–40% of worldwide energy consumption and contributes significantly to greenhouse gas emissions (International Energy Agency, 2023). In this context, numerical modelling has become an essential tool for analysing heat transfer in building envelopes and supporting the design of energy-efficient constructions.

Heat transfer in building components is commonly described using diffusion models derived

from the conservation of energy and Fourier's law. Over the past decades, several numerical approaches have been developed to simulate heat and moisture transport in porous materials. These so-called HAM (Heat–Air–Moisture) models are widely used in building physics and implemented in simulation tools such as WUFI or DELPHIN (Hagentoft, 2001; Janssen, 2007). Most existing formulations rely on implicit discretization schemes such as finite-difference or finite-volume methods (Tariku, 2010; Mendes, 2003), which provide good numerical stability but require solving algebraic systems at each time step, leading to significant computational cost for nonlinear or multidimensional problems. The DuFort–Frankel scheme (DuFort and Frankel, 1953) has recently attracted increasing interest due to its favourable stability properties and reduced computational cost. Early applications mainly focused on one-dimensional problems : (Gasparin et al., 2018b) applied the scheme to nonlinear moisture transfer, while (Gasparin et al., 2018a) extended it to coupled heat and moisture transfer in building envelopes. More recently, (Berger et al., 2020) proposed a two-dimensional formulation for heat transfer in building materials, although limited to linear problems.

Extending the DuFort–Frankel approach to nonlinear two-dimensional heat transfer therefore remains an open research topic. The objective of the present work is to develop such a formulation for building-envelope applications and to evaluate its performance in terms of numerical accuracy and computational efficiency. The study is restricted to a single-layer wall in order to establish the numerical formulation in a clear framework before addressing more complex multilayer and hygrothermal configurations. The model is applied to a facade case study representative of the climatic conditions of La Rochelle.

2. PHYSICAL MODEL

Heat transfer within the wall is modeled as a two–dimensional conduction problem in a homogeneous material occupying the domain $\Omega \subset \mathbb{R}^2$, with spatial coordinates $\boldsymbol{x} = (x, y)$ and time $t > 0$. Internal heat sources and advection effects are neglected. The local energy balance writes :

$$\rho_s \, c_p(T) \, \frac{\partial T}{\partial t} + \nabla \cdot \boldsymbol{q} = 0, \tag{1}$$

where $\boldsymbol{q}$ denotes the heat flux. According to Fourier's law :

$$\boldsymbol{q} = -k(T)\nabla T, \tag{2}$$

which leads to the nonlinear heat diffusion equation :

$$c(T)\frac{\partial T}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial x}\left(k(T)\frac{\partial T}{\partial x}\right) - \frac{\partial}{\partial y}\left(k(T)\frac{\partial T}{\partial y}\right) = 0. \tag{3}$$

Convective exchanges at the boundary $\Gamma = \partial\Omega$ are described by Robin-type conditions :

$$-k(T)\nabla T \cdot \boldsymbol{n} = h(\boldsymbol{x}, t)\,(T - T_\infty(t)) - q_\infty(\boldsymbol{x}, t), \tag{4}$$

where $h(\boldsymbol{x}, t)$ is the convective heat transfer coefficient, $T_\infty(t)$ the ambient temperature and $q_\infty(\boldsymbol{x}, t)$ a prescribed heat flux. The initial condition is :

$$T(\boldsymbol{x}, 0) = T_{\text{init}}(\boldsymbol{x}).$$

2.1. DIMENSIONLESS FORMULATION

The problem is written in dimensionless form using :

$$u = \frac{T - T_0}{\Delta T}, \quad x^\star = \frac{x}{L_x}, \quad y^\star = \frac{y}{L_y}, \quad t^\star = \frac{t}{t_0}, \quad \mathrm{Fo}_x = \frac{k_0 t_0}{c_0 L_x^2}, \quad \mathrm{Fo}_y = \frac{k_0 t_0}{c_0 L_y^2}.$$

The dimensionless nonlinear heat diffusion equation becomes :

$$c^\star(u)\frac{\partial u}{\partial t^\star} = \frac{\partial}{\partial x^\star}\left(\mathrm{Fo}_x k^\star(u)\frac{\partial u}{\partial x^\star}\right) + \frac{\partial}{\partial y^\star}\left(\mathrm{Fo}_y k^\star(u)\frac{\partial u}{\partial y^\star}\right). \tag{5}$$

The associated boundary condition writes :

$$-k^\star(u)\nabla^\star u \cdot \boldsymbol{n} = \mathrm{Bi}(\boldsymbol{x}^\star, t^\star)\,(u - u_\infty(t^\star)) - q^\star_\infty(\boldsymbol{x}^\star, t^\star), \tag{6}$$

where $\mathrm{Bi} = hL/k_0$ is the Biot number. The initial condition becomes :

$$u(\boldsymbol{x}^\star, 0) = \frac{T_{\mathrm{init}}(\boldsymbol{x}) - T_0}{\Delta T}.$$

3. NUMERICAL MODEL : EXPLICIT DUFORT–FRANKEL SCHEME IN 2D

The numerical model solves the nonlinear dimensionless heat diffusion equation :

$$c^\star(u)\frac{\partial u}{\partial t^\star} = \frac{\partial}{\partial x^\star}\left(k^\star_x(u)\frac{\partial u}{\partial x^\star}\right) + \frac{\partial}{\partial y^\star}\left(k^\star_y(u)\frac{\partial u}{\partial y^\star}\right). \tag{7}$$

Where the thermal properties depend on temperature through the functions $k^\star(u)$ and $c^\star(u)$ and $k^\star_x(u) = Fo_x k^\star(u)$ et $k^\star_y(u) = Fo_y k^\star(u)$. The computational domain is discretized using a uniform grid : $x^\star_i = i\Delta x^\star$, $y^\star_j = j\Delta y^\star$, $t^{\star n} = n\Delta t^\star$. Therefore, the numerical approximation of the solution is denoted $u^n_{i,j}$.

The diffusive operator is discretized in conservative form in order to ensure numerical consistency with the flux formulation of the governing equation. Thermal conductivity is evaluated at cell faces using midpoint values :

$$k^{\star n}_{i+\frac{1}{2},j} = k^\star\left(\frac{u^n_{i+1,j} + u^n_{i,j}}{2}\right), \qquad k^{\star n}_{i,j+\frac{1}{2}} = k^\star\left(\frac{u^n_{i,j+1} + u^n_{i,j}}{2}\right).$$

The resulting discrete diffusion operator reads :

$$\left.\frac{\partial}{\partial x^\star}\left(k^\star_x(u)\frac{\partial u}{\partial x^\star}\right)\right|_{i,j} \approx \frac{k^{\star n}_{i+\frac{1}{2},j}(u^n_{i+1,j} - u^n_{i,j}) - k^{\star n}_{i-\frac{1}{2},j}(u^n_{i,j} - u^n_{i-1,j})}{(\Delta x^\star)^2}, \tag{8}$$

$$\left.\frac{\partial}{\partial y^\star}\left(k^\star_y(u)\frac{\partial u}{\partial y^\star}\right)\right|_{i,j} \approx \frac{k^{\star n}_{i,j+\frac{1}{2}}(u^n_{i,j+1} - u^n_{i,j}) - k^{\star n}_{i,j-\frac{1}{2}}(u^n_{i,j} - u^n_{i,j-1})}{(\Delta y^\star)^2}. \tag{9}$$

To obtain an explicit formulation, the DF method replaces the central value $u^n_{i,j}$ in the diffusion stencil by :

$$u^n_{i,j} \approx \frac{u^{n+1}_{i,j} + u^{n-1}_{i,j}}{2},$$

After substitution, the update equation at interior nodes becomes :

$$u^{n+1}_{i,j} = \frac{\lambda^n_E u^n_{i+1,j} + \lambda^n_W u^n_{i-1,j} + \lambda^n_N u^n_{i,j+1} + \lambda^n_S u^n_{i,j-1} + (\lambda^n_0 - \lambda^n_P)u^{n-1}_{i,j}}{\lambda^n_0 + \lambda^n_P},$$

with coefficients :

$$\lambda^n_E = \frac{2\Delta t^\star}{(\Delta x^\star)^2}\,k^{\star n}_{i+\frac{1}{2},j}, \qquad \lambda^n_W = \frac{2\Delta t^\star}{(\Delta x^\star)^2}\,k^{\star n}_{i-\frac{1}{2},j}, \qquad \lambda^n_N = \frac{2\Delta t^\star}{(\Delta y^\star)^2}\,k^{\star n}_{i,j+\frac{1}{2}}, \qquad \lambda^n_S = \frac{2\Delta t^\star}{(\Delta y^\star)^2}\,k^{\star n}_{i,j-\frac{1}{2}}$$

and

$$\lambda_0^n = c^\star\big(u_{i,j}^n\big)\,, \qquad \lambda_P^n = \frac{1}{2}\left(\lambda_E^n + \lambda_W^n + \lambda_N^n + \lambda_S^n\right).$$

Boundary conditions are implemented consistently with the physical formulation using second-order finite-difference approximations. Robin conditions are applied on the exterior surface, while the remaining boundaries follow the conditions defined in the physical model.

4. PERFORMANCE ASSESSMENT OF SIMULATIONS

The numerical schemes are evaluated in terms of accuracy and computational efficiency. The global numerical error is quantified using the root mean square error (RMSE) computed over the entire space–time domain :

$$\mathrm{RMSE}_{x,y,t} = \sqrt{\frac{1}{N_t N_x N_y}\sum_{n=1}^{N_t}\sum_{i=1}^{N_x}\sum_{j=1}^{N_y}\left(u_{i,j}^n - u_{i,j}^{ref,n}\right)^2}.$$

Here $u_{i,j}^n$ denotes the numerical solution and $u_{i,j}^{ref,n}$ the reference solution evaluated at the same space–time location.

The computational performance is evaluated using the CPU time required to complete the simulation. To compare the efficiency of the numerical schemes, a relative computational cost is also defined as :

$$R_{CPU}(\%) = \frac{CPU_{method}}{CPU_{ref}} \times 100.$$

All simulations were performed using Python on a computer equipped with an Intel® Core™ i7-13850HX processor (2.10 GHz) and 16 GB of RAM running Windows 11.

5. VERIFICATION OF THE NUMERICAL MODEL

5.1. CASE STUDY

The correctness of the numerical implementation is verified using a benchmark problem admitting a closed–form analytical solution. The two–dimensional heat diffusion equation is solved in the dimensionless square domain $\Omega^\star = [0,1]\times[0,1]$:

$$\frac{\partial u}{\partial t^\star} = \alpha^\star\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^{\star 2}} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^{\star 2}}\right), \tag{10}$$

with homogeneous Dirichlet boundary conditions imposed on the four sides of the domain :

$$u(0,y^\star,t^\star) = u(1,y^\star,t^\star) = u(x^\star,0,t^\star) = u(x^\star,1,t^\star) = 0,$$

and the initial condition is $u(x^\star,y^\star,0) = x^\star(1-x^\star)y^\star(1-y^\star)$. The dimensionless thermal diffusivity is set to $\alpha^\star = 0.02$. The spatial discretization is fixed to $\Delta x^\star = \Delta y^\star = 10^{-2}$ and the simulation is performed until $t^\star = 16$.

The analytical reference solution is obtained from a truncated double Fourier sine series expansion :

$$u(x^\star,y^\star,t^\star) = -\frac{1}{\pi^6}\sum_{p=1}^{\infty}\sum_{q=1}^{\infty}\frac{16\left[(-1)^p + (-1)^q - (-1)^{p+q} - 1\right]\sin(q\pi x^\star)\sin(p\pi y^\star)e^{-\alpha^\star\pi^2(p^2+q^2)t^\star}}{p^3q^3}. \tag{11}$$

5.2. RESULTS AND INTERPRETATION

Four numerical schemes are implemented for comparison : the explicit FTCS scheme, the fully implicit backward Euler scheme, the Alternating Direction Implicit (ADI) method, and the DuFort–Frankel (DF) scheme. The explicit scheme is conditionally stable and must satisfy the classical CFL stability condition. For the present spatial discretization, this restricts the admissible time step to approximately $\Delta t^\star \leq 10^{-3}$. By contrast, the implicit, ADI and DuFort–Frankel schemes remain stable over the tested range.

A time-step refinement study is carried out to assess both numerical accuracy and computational cost. Figure 1 reports the evolution of the space–time RMSE and CPU time as functions of the time step. When $\Delta t^\star$ is sufficiently small, all schemes converge toward a similar error level of the order of 10^{-6}. However, significant differences appear in computational effort : the fully implicit scheme is the most expensive, while the DuFort–Frankel scheme remains computationally inexpensive over the whole tested range.

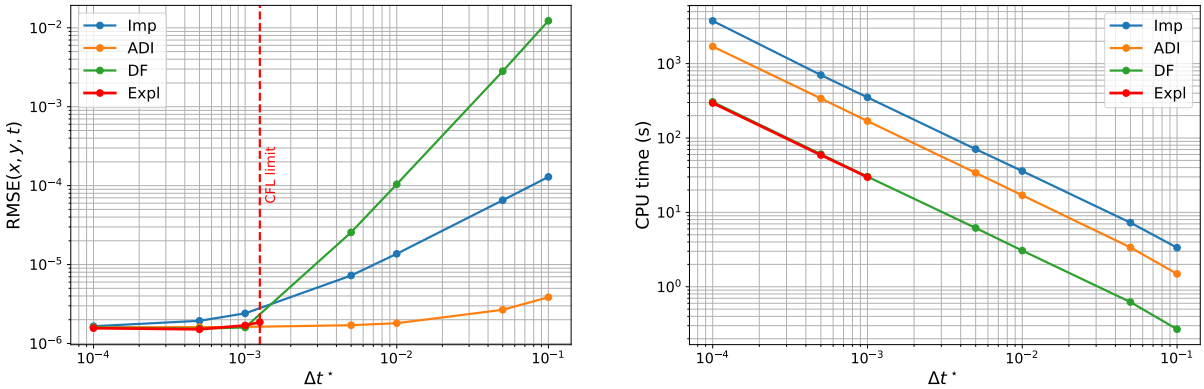


Figure 1 : *Verification study : space–time RMSE (left) and computational cost (right) as functions of the time step for the explicit, implicit, ADI and DuFort–Frankel schemes.*

A quantitative comparison between the four schemes is summarized in Table 1 for $\Delta t^\star = 10^{-4}$. Although all schemes exhibit comparable accuracy levels, the ADI method reduces the computational time by more than half compared with the fully implicit solver, while the explicit and DuFort–Frankel schemes require less than 10% of the implicit computational cost.

	Implicit	ADI	Explicit	DuFort–Frankel
$\Delta x^\star = \Delta y^\star$	10^{-2}	10^{-2}	10^{-2}	10^{-2}
$\mathrm{RMSE}_{x,y,t}$	1.65×10^{-6}	1.60×10^{-6}	1.56×10^{-6}	1.60×10^{-6}
CPU time (s)	3262.1	1504.1	258.1	269.6
R_{CPU} (%)	100	46.1	7.9	8.3

Tableau 1 : *Accuracy and CPU time comparison of the four numerical schemes for* $\Delta t^\star = 10^{-4}$.

Considering both accuracy and computational efficiency, these results highlight the interest of the DuFort–Frankel formulation. It is the fastest scheme while preserving a satisfactory level of accuracy, which motivates its use for the nonlinear two-dimensional simulations presented in the following sections.

6. CASE STUDY : LA ROCHELLE

A realistic nonlinear case study is considered in order to evaluate the performance of the proposed two-dimensional Dufort–Frankel scheme under spatially varying boundary conditions. The wall is assumed to be south-oriented and located in La Rochelle, France. In contrast with the previous verification case, no analytical solution is available for this configuration. The nonlinear ADI scheme is therefore used as a numerical reference solution due to its implicit formulation and robust numerical behavior.

The wall is modeled in two spatial directions : the thickness direction x and the vertical direction y. The wall dimensions are $L = 0.10\,\mathrm{m}$ and $H = 3.0\,\mathrm{m}$. Heat transfer within the material is assumed to be purely conductive, with temperature-dependent thermophysical properties taken from (Belarbi et al., 2022) and summarized in Table 2.

Parameter	Symbol	Value
Thermal conductivity	$\lambda(T)$	$0.001\,T + 0.1566$
Specific heat capacity	$c_p(T)$	$2.5457\,T + 820.05$
Dry material density	ρ_s	1654

Tableau 2 : *Thermophysical properties used in the nonlinear heat transfer model.*

The initial temperature is assumed equal to the indoor temperature $T(x, y, 0) = T_{in}$. The exterior boundary condition is imposed on the outer surface ($x = 0$) through a Robin formulation Eq. (4) combining convection with the outdoor air and absorption of short-wave radiation. The interior surface ($x = L$) is maintained at a constant indoor temperature $T_{in} = 20°\mathrm{C}$, while the top and bottom boundaries are assumed adiabatic. The exterior convective heat transfer coefficient varies with both height and wind velocity following the empirical formulation proposed by McAdams (McAdams, 1985) :

$$h_\infty(y,t) = h_{10} + h_{11}\frac{v_\infty(t)}{v_0}\left(\frac{y}{y_0}\right)^{\beta}, \tag{12}$$

with $h_{10} = 5.82\ \mathrm{W\,m^{-2}\,K^{-1}}$, $h_{11} = 3.96\ \mathrm{W\,m^{-2}\,K^{-1}}$, $v_0 = 1\ \mathrm{m\,s^{-1}}$, $y_0 = 65.33\ \mathrm{m}$ and $\beta = 0.32$.

The absorbed short-wave radiation flux is computed from climatic data using the following formulation (de Almeida Rocha et al., 2017) :

$$q_\infty(y,t) = \alpha\,[q^{dr}(t)\chi(y,t) + q^{df}(t) + q^{rf}(t)], \tag{13}$$

where $q^{dr}(t)$ denotes the direct solar radiation, $q^{df}(t)$ the diffuse radiation, and $q^{rf}(t)$ the reflected component. The parameter $\alpha = 0.5$ represents the wall absorptivity. The indicator function $\chi(y,t)$ describes the sunlit portion of the facade and depends on the shadow height determined from the sunlit area ratio (Jones et al., 2012).

The climatic inputs $T_\infty(t)$, $q_\infty(y,t)$ and $h_\infty(y,t)$ used in this study are derived from the preprocessing methodology developed in the work of (Berger et al., 2020). The corresponding boundary-condition fields were generated from La Rochelle meteorological data and used as inputs for the present simulations. Figures 2 and 3 illustrate the temporal evolution of the absorbed short-wave radiation flux and the exterior convective heat transfer coefficient at different heights of the facade. The simulations are performed over the month of January using identical discretization parameters for both numerical schemes $\Delta x^\star = \Delta y^\star = 10^{-2}$ and $\Delta t^\star = 10^{-3}$.

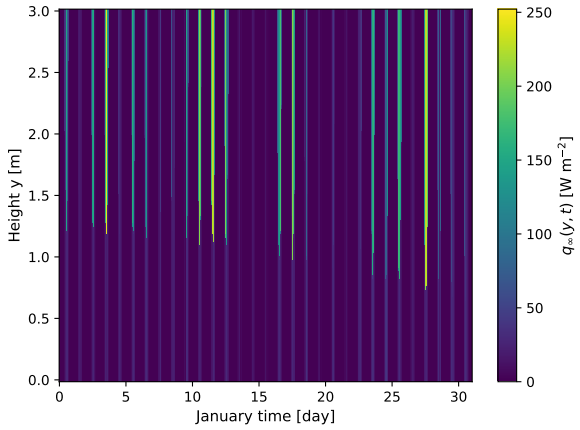


Figure 2 : Incident absorbed short-wave radiation flux $q_\infty(y,t)$ at different heights during January.

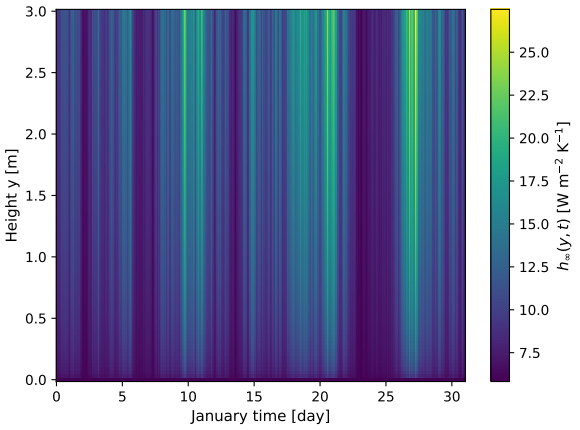


Figure 3 : Exterior surface heat transfer coefficient $h_\infty(y,t)$ at different heights during January.

6.1. RESULTS AND DISCUSSION

The comparison between the nonlinear DuFort–Frankel and nonlinear ADI solutions focuses on the temperature profiles across the wall thickness. Figure 4 presents the results at two representative heights, $y/H = 0.25$ and 0.75, for three characteristic times (10 :00, 14 :00 and 18 :00) on January 19, selected as a representative day of the simulation period.

A very good agreement is observed between both formulations at all times and locations. The temperature gradients across the wall are accurately captured by the DuFort–Frankel scheme, including during periods of stronger thermal loading around midday, despite the nonlinear thermophysical properties and the spatially varying boundary conditions. The computational perfor-

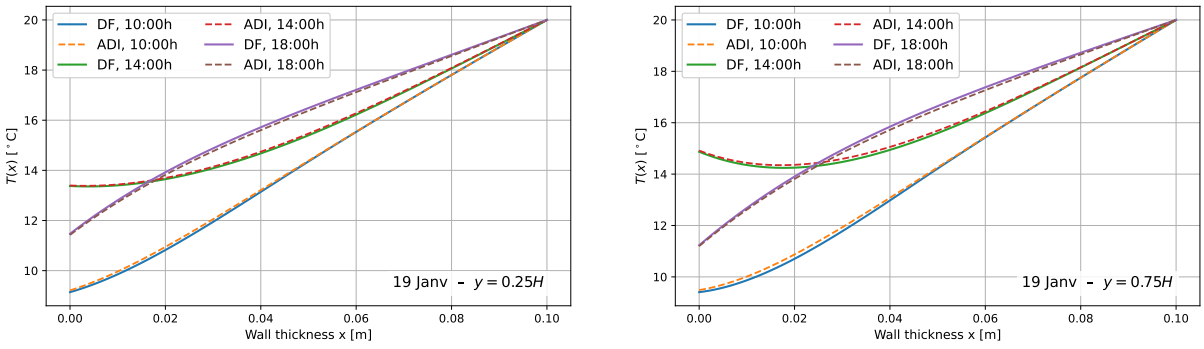


Figure 4 : Comparison between nonlinear DuFort–Frankel and nonlinear ADI solutions : temperature profiles across the wall thickness at $y/H = 0.25$ (left) and $y/H = 0.75$ (right) for January 19 at 10 :00, 14 :00 and 18 :00.

mance is evaluated over the entire simulation period corresponding to the month of January. The total simulation time is reduced from 1636.507 s for the ADI scheme to 8.607 s for the DuFort–Frankel scheme, corresponding to a speed-up factor close to 190, while maintaining a limited discrepancy with a global space–time RMSE on temperature of $\mathrm{RMSE} = 6.51 \times 10^{-3}$ °C. These results show that the significant reduction in computational cost is achieved with only a negligible loss of accuracy. They also highlight that the two-dimensional thermal response is mainly driven by the spatial and temporal variations of $q_\infty(y,t)$ and $h_\infty(y,t)$, making the

DuFort–Frankel scheme particularly attractive for this class of problems.

7. CONCLUSION

This work developed a nonlinear two-dimensional heat-transfer model for building envelopes based on the explicit DuFort–Frankel finite-difference scheme. The formulation was verified against an analytical solution and then applied to a realistic facade case study representative of the climatic conditions of La Rochelle. The comparison with a nonlinear ADI reference solution showed that the proposed approach preserves a high level of accuracy while drastically reducing the computational cost.

The present formulation nevertheless has some limitations. First, the study is restricted to a single-layer homogeneous wall, which constitutes a suitable framework for methodological development but remains simpler than real building envelopes. Extending the approach to multi-layer configurations with appropriate interface continuity conditions therefore constitutes a natural perspective. Second, the present work focuses only on heat transfer. Future developments will address coupled heat and moisture transfer in order to better represent the hygrothermal behavior of building envelopes under realistic boundary conditions. Finally, additional validation against experimental data will be carried out to assess the applicability of the model under real operating conditions and to support its integration into building simulation tools such as Domus (Mendes et al., 2008).

BIBLIOGRAPHIE

Belarbi, Y. E., Sawadogo, M., Poullain, P., Issaadi, N., Hamami, A. E. A., Bonnet, S., and Belarbi, R. (2022). Experimental characterization of raw earth properties for modeling their hygrothermal behavior. *Buildings*, 12(5) :648.

Berger, J., Gasparin, S., Mazuroski, W., and Mendes, N. (2020). An efficient two-dimensional heat transfer model for building envelopes. *Numerical Heat Transfer, Part A : Applications*, 79(3) :163–194.

de Almeida Rocha, A. P., Oliveira, R. C., and Mendes, N. (2017). Experimental validation and comparison of direct solar shading calculations within building energy simulation tools : Polygon clipping and pixel counting techniques. *Solar Energy*, 158 :462–473.

DuFort, E. and Frankel, S. (1953). Stability conditions in the numerical treatment of parabolic differential equations. *Mathematical Tables and Other Aids to Computation*.

Gasparin, S., Berger, J., Dutykh, D., and Mendes, N. (2018a). An improved explicit scheme for whole-building hygrothermal simulation. *Building Simulation*, 11(3) :465–481.

Gasparin, S., Berger, J., Dutykh, D., and Mendes, N. (2018b). Stable explicit schemes for simulation of nonlinear moisture transfer in porous materials. *Journal of Building Performance Simulation*, 11(2) :129–144.

Hagentoft, C.-E. (2001). *Introduction to building physics*. External organization.

International Energy Agency (2023). Energy efficiency 2023.

Janssen, H. (2007). Overview of ham models. *Journal of Building Physics*.

Jones, N. L., Greenberg, D. P., and Pratt, K. B. (2012). Fast computer graphics techniques for calculating direct solar radiation on complex building surfaces. *Journal of Building Performance Simulation*, 5(5) :300–312.

McAdams, W. H. (1985). *Heat Transmission*. Krieger Publishing Company, 4 edition.

Mendes, N. (2003). Heat, air and moisture transfer in porous building materials. *Energy and Buildings*.

Mendes, N., Barbosa, R. M., Freire, R. Z., and Oliveira, R. C. (2008). A simulation environment for performance analysis of hvac systems. In *Building Simulation*, volume 1, pages 129–143. Springer.

Tariku, F. (2010). Whole building heat and moisture transfer model. *Building and Environment*.

Intégration de la mitoyenneté dans la prédiction des besoins de chauffage par réseau de neurones : analyse d'interprétabilité via SHAP

Ayoub HANNAD*[1], Patrick Schalbart[1]

[1] Mines Paris, Université PSL, Centre Energie Environnement Procédés (CEEP)
21, allée des Marronniers, 78000 Versailles
***ayoub.hannad@minesparis.psl.eu**

RESUME.

Dans le contexte de la transition énergétique et de la réduction des consommations dans le secteur du bâtiment, l'estimation rapide et fiable des besoins de chauffage constitue un enjeu important pour la rénovation énergétique. Le présent travail a pour objectif de développer un métamodèle généralisable qui permet de prédire les besoins de chauffage annuels pour différents bâtiments. Afin d'atteindre cet objectif, deux modèles de réseaux de neurones ont été développés et comparés, un modèle mono-sortie et un modèle multi-sortie. Les modèles sont entraînés sur des données générées par le logiciel Pleiades. Le paramètre de mitoyenneté a été intégré dans le modèle afin d'en évaluer son impact sur les prédictions. Finalement la méthode SHAP (SHapley Additive exPlanations) a été appliquée pour interpréter le modèle. Les résultats montrent que le modèle multi-sortie obtient les meilleures performances, avec un RMSE de 1,5 kWh/m².an. De plus, l'analyse d'explicabilité du modèle montre que le paramètre de mitoyenneté joue un rôle important dans la prédiction des besoins de chauffage.

MOTS-CLÉS : Rénovation énergétique, réseau de neurones, IA interprétable.

ABSTRACT.

In the context of the energy transition and the reduction of energy consumption in the building sector, the rapid and reliable estimation of heating demand has become a key issue for energy renovation. This study aims to develop a generalisable metamodel capable of predicting the annual heating needs for different buildings. To achieve this objective, two neural network models were developed and compared, a single-output model and a multi-output model. The models were trained on data generated using Pleiades software. The adjacency parameter was integrated into the model in order to evaluate its impact on the predictions. Finally, the SHAP (SHapley Additive exPlanations) method was applied to explain the model. The results show that the multi-output model achieves the best performance, with an RMSE of 1.5 kWh/m²·year. Moreover, the model explainability analysis shows that the adjacency parameter plays an important role in predicting the heating needs of the buildings.

KEYWORDS: Renovation, neural networks, explainable AI.

1. INTRODUCTION

Dans le cadre de la transition écologique, la rénovation énergétique des bâtiments joue un rôle important dans la réduction de la consommation énergétique et des émissions de gaz à effet de serre. Prioriser la rénovation énergétique du parc existant est essentiel pour atteindre les objectifs nationaux et internationaux de durabilité, tout en favorisant le confort des occupants et diminuant la dépense énergétique. En général, l'optimisation des stratégies de rénovation s'appuie sur l'utilisation des simulations thermiques dynamiques (STD). Ces outils, basés sur des modèles physiques, offrent la possibilité d'estimer avec une grande précision les performances énergétiques d'un bâtiment en tenant compte de divers paramètres. Ces simulations sont incorporées dans des processus d'optimisation pour déterminer, parmi une variété de configurations, celles qui présentent le meilleur compromis entre

efficacité énergétique et coût. Bien qu'efficaces, ces approches souffrent de diverses contraintes significatives : elles nécessitent un temps de calcul important, une collecte exhaustive des paramètres d'entrée, et une expertise. Face à ces contraintes, une nouvelle approche émerge dans la littérature scientifique, visant à intégrer des métamodèles, au processus d'optimisation.

Différents algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisés, pour cela plusieurs chercheurs comparent des modèles afin de trouver le meilleur. (Olu-Ajayi et al. 2022) ont mené une étude comparative de neuf métamodèles. Leur objectif était de prédire la consommation annuelle d'énergie de bâtiments résidentiels à partir des données de conception et des données météorologiques. Les résultats montrent que le modèle d'apprentissage profond, basé sur un réseau de neurones artificiels (*artificial neural network* : ANN), est le plus performant, atteignant un R^2 de 0,95 et un RMSE de 1,16 kWh/m² surpassant tous les autres modèles testés. De manière générale, les ANN restent les plus utilisés dans les études de la prédiction de la consommation énergétique des bâtiments (Luo et al. 2025; Ilbeigi et al. 2020; Chegari et al. 2021; Lin et al. 2018; Cruz et al. 2024), notamment grâce à leur capacité supérieure à capturer les relations non linéaires entre les variables (Yao et al. 2025). Toutefois, plusieurs limites ont été relevées, notamment le fait que les modèles développés sont généralement conçus pour un seul cas d'étude, ce qui restreint leur applicabilité à d'autres bâtiments. La généralisation d'un modèle est particulièrement difficile, car elle suppose la prise en compte de la géométrie et de la variabilité de l'environnement du bâtiment, incluant plusieurs problématiques, dont la mitoyenneté. Il est donc important de l'intégrer comme paramètre d'intérêt dans les métamodèles de prédiction.

Bien que les modèles d'intelligence artificielle offrent des performances élevées, leur interprétation reste difficile en raison de leur nature de « boîte noire ». C'est dans ce contexte que les méthodes d'explicabilité deviennent essentielles pour améliorer la compréhension des modèle complexes comme les ANN. SHAP, proposée par (Lundberg et Lee 2017) est une méthode qui permet de quantifier la contribution de chaque variable à la sortie d'un modèle « boîte noire » (Haghighat et al. 2025).

Ce travail a pour objectif de développer un métamodèle de prédiction des besoins de chauffage annuels généralisable. Pour cette raison, les paramètres de géométrie et de mitoyenneté seront intégrés parmi les entrées du modèle. Par ailleurs, le paramètre de mitoyenneté fera l'objet d'une analyse afin d'en évaluer son effet sur les besoins de chauffage annuels. Suite à l'analyse bibliographique, le choix s'est orienté vers l'utilisation des ANN pour le développement du métamodèle. Étant donné qu'il existe plusieurs approches basées sur les ANN, deux méthodes ont été retenues dans ce travail : un réseau de neurones artificiels classique à tâche unique et un réseau de neurones à apprentissage multitâche (*multitask learning*). Enfin, l'application de SHAP permettra d'évaluer la contribution de la mitoyenneté à la prédiction finale du modèle.

2. METHODOLOGIE

La méthodologie repose sur trois étapes illustrées dans la Figure 1. La première étape consiste en la génération de la base de données. Celle-ci débute par la création d'un modèle de base à l'aide du modeleur de Pleiades, représentant une configuration simple d'un bâtiment parallélépipédique avec une cage d'escalier au centre et une répartition en quatre zones, une pour chaque orientation. La météo correspond à la zone H1a (Trappes, France), l'occupation est fixée à un occupant pour 25 m², et la consigne de chauffage est fixée à 21°C pour le bâtiment cible et le bâtiment mitoyen. Les variables d'intérêt sont ensuite sélectionnées. Les paramètres variés sont présentés dans le Tableau 1. Des STD

sont lancées en variant ces paramètres. Pour prendre en compte la mitoyenneté, le modèle de base a été modifié afin de considérer différentes configurations selon le nombre et l'orientation des façades mitoyennes. Trois niveaux ont été étudiés : une, deux ou trois façades mitoyennes, avec différentes combinaisons d'orientation. Ce qui conduit à la génération de 15 bases de données distinctes, chacune comportant 5000 simulations. Ces simulations permettent de constituer une base de données associant les configurations d'entrée aux besoins de chauffage calculés. La deuxième étape concerne le développement d'un modèle de prédiction. Un ANN est entraîné pour prédire les besoins de chauffage annuel du bâtiment selon deux approches distinctes. La première consiste à développer un ANN à sortie unique, qui prédit uniquement les besoins de chauffage totaux. La seconde approche utilise un ANN à sortie multiples, permettant de prédire à la fois les besoins de chauffage totaux et les besoins spécifiques à chaque zone thermique du bâtiment (Apprentissage multi-tâches). Les données ont été réparties en 80 % pour l'entraînement et 20 % pour le test afin d'évaluer les performances du modèle, en créant au préalable des classes de besoins de chauffage pour garantir une répartition équilibrée entre les deux ensembles. Parmi les 80 % de données utilisées pour l'entrainement, une subdivision supplémentaire a été effectuée, où 80 % sont utilisées pour l'apprentissage des paramètres et 20 % réservées à la validation. Cet ensemble de validation a été utilisé pour le réglage des hyperparamètres et la sélection du modèle optimal. Afin de réduire le temps de calcul associé à l'optimisation des hyperparamètres, une approche en deux étapes a été adoptée. Dans un premier temps, un sous-ensemble représentatif des données d'entraînement a été généré à l'aide de la méthode d'échantillonnage par hypercube latin. Ce sous-ensemble a servi à effectuer une première recherche par grille (*grid search)* des hyperparamètres. La meilleure configuration a ensuite été retenue et évaluée sur l'ensemble complet des données d'entraînement. L'entraînement a été réalisé en minimisant l'erreur quadratique moyenne, et la sélection finale du modèle a été effectuée sur la base des performances obtenues sur l'ensemble de test. Enfin, la troisième étape est dédiée à l'explication du modèle en utilisant la méthode SHAP pour analyser l'effet de chaque paramètre sur la prédiction final. Pour cette analyse, un sous-échantillon de 500 observations est sélectionné à partir des données d'entrée, tandis qu'un ensemble de fond composé de 100 observations est utilisé pour l'estimation des contributions. Les valeurs SHAP sont ensuite calculées sur cet échantillon avec 2000 simulations.

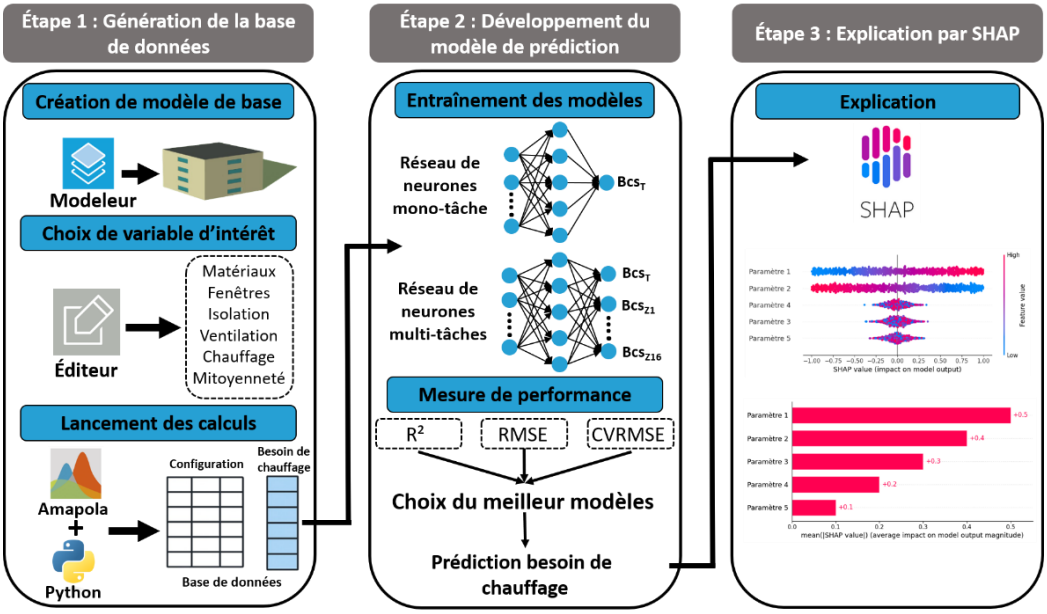


Figure 1 : Méthodologie

Tableau 1 : Les Paramètres d'intérêt

Catégorie	Paramètres (min–max)
Géométrie	Longueur (10 – 100 m), largeur (10 – 100 m), nombre d'étage (4 - 14)
Matériaux	Type de matériau (Parpaing, Briques 33 cm, Briques 45 cm, Béton lourd, Pierre calcaire)
Fenêtres	Conductance (1 - 6.5 W/m². K), facteur solaire (0 - 1), ratio fenêtre/mur (0 - 0.6), présence de fenêtres (1 ou 0)
Isolation	Épaisseur des isolants (0 – 30 cm)
Ventilation	Renouvellement d'air (0.1, 0.35, 0.5, 1 vol/h)
Chauffage	Chauffage RDC : 0 (éteint), 1 (activé)

3. RESULTATS ET DISCUSSION

3.1. RESULTATS

Les besoins de chauffage des différentes bases de données, selon les classes de mitoyennetés, ont été analysés avant l'entraînement des modèles. Pour chaque base de données, les besoins de chauffage moyens ont été calculés. La Figure 2 montre l'effet de la mitoyenneté sur ces besoins, les labels représentent les façades mitoyennes du bâtiment selon leur orientation (nord, sud, est et ouest), seules ou combinées, tandis que base correspond aux bâtiments sans mitoyenneté.

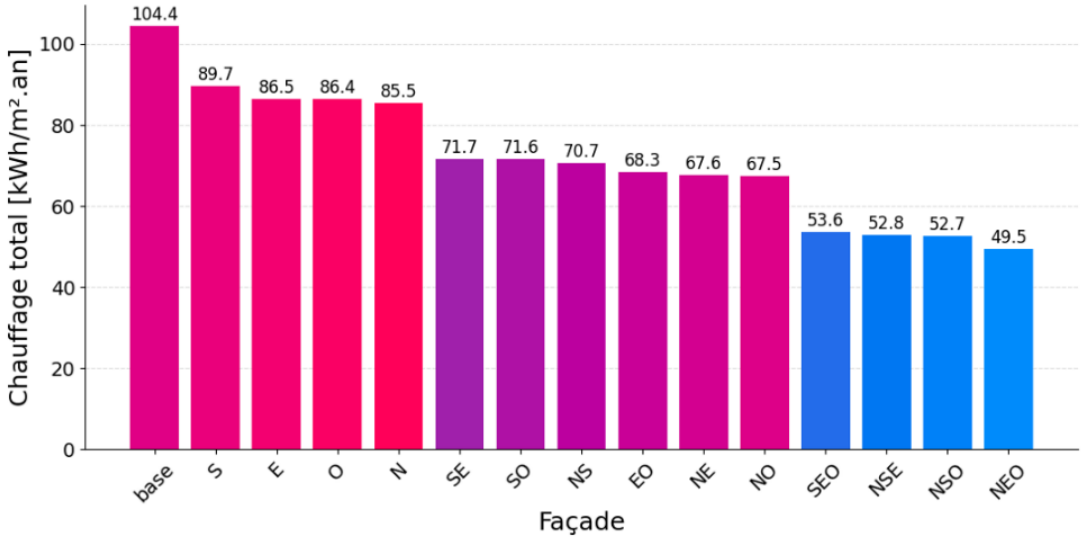


Figure 2 : Besoins de chauffage moyen selon les façades mitoyennes

La classe base représente les besoins les plus élevés, puisque toutes les façades sont exposées à l'environnement extérieur. Pour les quatre classes où une seule façade est mitoyenne, on observe une diminution de la consommation, avec des variations selon l'orientations. La façade sud présente les besoins les plus élevées en raison de l'élimination des apports solaires importants lorsqu'elle est mise en mitoyenneté, suivie des façades est et ouest, et enfin la façade nord. Concernant les classes de mitoyenneté sur deux façades, les besoins de chauffage sont encore plus faibles, les classes les plus favorables étant les façades nord-ouest et nord-est. Finalement, les quatre classes de mitoyenneté avec trois façades mitoyennes présentent les besoins les plus faibles, la meilleure classe étant celle avec les façades nord-est-ouest mitoyennes. Ces résultats montrent que la mitoyenneté d'un bâtiment est un facteur très important dans la consommation annuelle, avec une différence d'environ 50 % entre la classe

la plus favorable et la moins favorable. Cela permet d'évaluer l'impact de la surestimation qui peut se produire si ce paramètre n'est pas pris en compte lors de la prédiction des besoins en chauffage.

Les deux modèles entraînés ont été comparés en utilisant trois mesures de performances, R^2, RMSE et CV(RMSE). Les besoins de chauffage totaux annuels ont été considérés comme le paramètre à prédire, la comparaison a donc été réalisée uniquement sur ce paramètre. Les architectures finales des deux réseaux de neurones, obtenues après l'optimisation des hyperparamètres, sont les suivantes. Le modèle mono-sortie comporte deux couches cachées avec 700 neurones par couche, tandis que le modèle multi-sortie comporte six couches cachées avec 500 neurones par couche. Pour les deux modèles, le taux d'apprentissage retenu est de 0,001 et l'optimiseur utilisé est Adam (Kingma et Ba 2017). La Figure *3* présentent les résultats obtenus pour les deux modèles. Les performances du modèle multi-sortie ont été calculées de deux manières, la première en comparant les besoins de chauffage totaux prédits avec ceux simulés et la deuxième en comparant la somme pondérée des besoins de chauffages des zones avec les besoins simulés. Dans cette seconde méthode, les besoins de chauffage de chaque zone, exprimés en kWh/m², sont multipliés par la surface de la zone. La somme de tous ces besoins est ensuite divisée par la surface totale du bâtiment pour obtenir les besoins de chauffage totaux. Des performances légèrement meilleures ont été obtenues avec le modèle multi-sortie par rapport au modèle mono-sortie, bien que les deux approches restent globalement très performantes. Avec la méthode de la somme pondérée, une valeur de R^2 de 0,9988 a été obtenue, tandis qu'une valeur de 0,9979 a été obtenue avec la prédiction des besoins de chauffage totaux. En revanche, une valeur de R^2 de 0,9971 a été observée pour le modèle mono-sortie. Concernant le RMSE pour le modèle multi-sortie, une valeur de 1,5 kWh/m².an a été obtenue avec la méthode de la somme pondérée, et 1,9 kWh/m².an avec la prédiction des besoins de chauffage totaux, tandis qu'une valeur de 2,2 kWh/m².an a été obtenue pour le modèle mono-sortie. Le CV(RMSE) du modèle multi-sortie a été observé à 2,7 % et 2 %, contre 3,1 % pour le modèle mono-sortie.

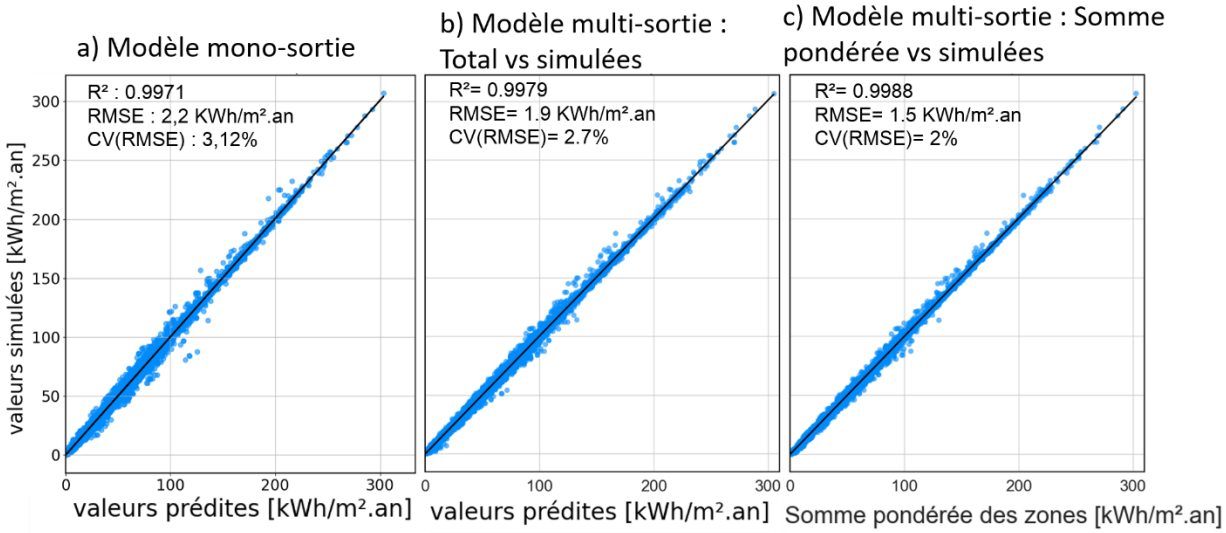


Figure 3 *: Performance des modèles*

Afin d'analyser l'impact de chaque paramètre sur la prédiction des besoins de chauffage, la méthode SHAP a été utilisé pour l'explication du modèle. Cette analyse est effectuée sur le modèle mono-sortie afin d'isoler l'effet direct des variables sur les besoins de chauffage totaux, en évitant les interactions entre les différentes sorties de l'apprentissage multi-tâches. La Figure 4 présente l'explication globale du modèle, les paramètres sont classés selon leur contribution aux prédictions, et seuls les paramètres

les plus influents sont présentés. La Figure 4a illustre le diagramme *beeswarm*, qui résume l'impact des variables les plus importantes sur la sortie du modèle. Chaque point correspond à une observation individuelle, positionnée horizontalement selon sa valeur SHAP, c'est-à-dire son impact sur la prédiction du modèle. La couleur des points représente la valeur de la variable, les points rouges indiquent des valeurs élevées de la variable, tandis que les points bleus correspondent à des valeurs faibles. Pour les paramètres de mitoyenneté, le rouge correspond à la présence d'une mitoyenneté, tandis que le bleu indique une exposition vers l'extérieur. Concernant la variable type de matériau, celle-ci a été représentée selon la conductivité thermique du matériau. En effet, cette variable, initialement encodée en *one-hot encoding*, ce qui consiste à transformer chaque catégorie en une colonne binaire représentant sa présence ou son absence, a été transformée en une variable numérique correspondant à la conductivité associée à chaque matériau, afin de faciliter l'interprétation des valeurs SHAP. Cette représentation permet d'identifier à la fois l'intensité et la direction de l'effet de chaque variable sur la sortie du modèle.

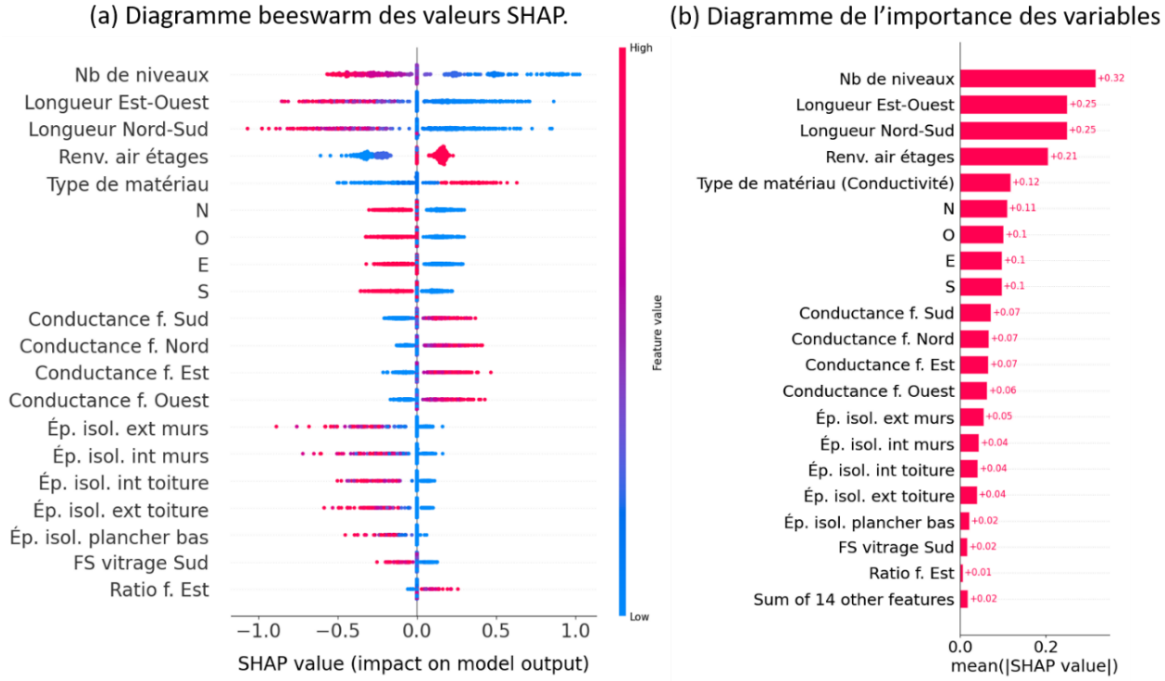


Figure 4 : Explication globale du modèle avec SHAP

Les résultats montrent que les paramètres les plus importants sont principalement liés à l'architecture du bâtiment, en particulier le nombre de niveaux ainsi que les dimensions du bâtiment, notamment la longueur et la largeur. Le paramètre qui suit en importance correspond au renouvellement d'air des étages (Renv. air), à l'exception du rez-de-chaussée dont le renouvellement d'air, et le chauffage sont traités séparément car il peut être occupé par un commerce et n'est donc pas intégré aux autres niveaux du bâtiment. La mitoyenneté apparaît ensuite parmi les variables influentes et les résultats indiquent que lorsqu'une façade est mitoyenne, la prédiction du modèle tend vers une consommation énergétique plus faible. D'autres paramètres contribuent également aux prédictions du modèle, notamment la conductance des fenêtres, l'épaisseur des isolants (Ép. isol) ainsi que les facteurs solaires (FS). En revanche, l'isolation de la cage d'escalier et les facteurs solaires associés aux façades nord, est et ouest présentent une influence négligeable sur les prédictions du modèle. La Figure 4b présente un diagramme en barres qui montre l'importance global des variables. Ce graphique fournit une vue synthétique du classement des variables les plus influentes.

3.2. DISCUSSION

La comparaison des différentes classes de mitoyenneté montre que ce paramètre a une grande influence sur les besoins annuels de chauffage du bâtiment. L'orientation des murs mitoyens est également importante, compte tenu des apports solaires qui seront éliminés. Ainsi, le cas le plus favorable pour un bâtiment est d'avoir la mitoyenneté sur les façades les moins exposées au soleil, comme la façade nord dans le cas de cette étude, pour le climat de la France. La comparaison des modèles entraînés a montré que le modèle avec apprentissage multitâche présente des performances légèrement meilleures que le modèle à une seule sortie. Ce type de modèle est connu pour sa capacité à améliorer la performance de prédiction d'une tâche en utilisant d'autres tâches auxiliaires. Des résultats similaires ont été observés dans une étude portant sur la prédiction de la charge électrique avec la température extérieure (Liu et al. 2023). Pour le SHAP les variables liées à l'architecture du bâtiment, en particulier le nombre de niveaux ainsi que les dimensions du bâtiment telles que la longueur et la largeur, influencent la consommation énergétique en raison du rapport entre la surface de façade déperditive et la surface chauffée. Lorsque les dimensions du bâtiment augmentent, ce rapport diminue, ce qui conduit généralement à une réduction de la consommation énergétique rapportée à la surface. Le renouvellement d'air des étages joue également un rôle important dans l'explication des variations de consommation. En effet, un taux de renouvellement d'air élevé entraîne une augmentation des pertes thermiques et peut ainsi accroître significativement la consommation énergétique du bâtiment. Par ailleurs, la mitoyenneté contribue à limiter les déperditions thermiques, puisqu'une façade mitoyenne est en contact avec un volume chauffé adjacent plutôt qu'avec l'extérieur, ce qui réduit les échanges thermiques avec l'environnement extérieur et tend à diminuer la consommation énergétique. Les indicateurs de présence de fenêtres apparaissent moins influents dans l'interprétation du modèle. Cela peut s'expliquer par le fait que le modèle utilise directement des paramètres physiques tels que la conductance des fenêtres et les facteurs solaires, qui décrivent déjà les échanges thermiques et les apports solaires, rendant ainsi moins nécessaire l'utilisation d'un paramètre indicateur de présence de fenêtres. Par ailleurs, les facteurs solaires associés aux façades nord, est et ouest présentent une influence plus faible que celui de la façade sud. Cette différence peut s'expliquer par le fait que les apports solaires sont plus importants sur les façades orientées au sud, tandis que les façades nord, est et ouest reçoivent des apports solaires plus limités au cours de l'année. Ces résultats indiquent que le modèle est capable de prédire les besoins de chauffage pour différents types de bâtiments, notamment parce qu'il s'appuie sur des paramètres géométriques qui constituent des éléments déterminants dans l'estimation de la consommation énergétique. De plus, la mitoyenneté apparaît clairement comme un facteur important dans la prédiction des besoins de chauffage, ce qui est cohérent avec son influence sur la réduction des déperditions thermiques.

4. CONCLUSION

L'intelligence artificielle a connu ces dernières années un développement notable, notamment dans la prédiction des besoins de chauffage des bâtiments. Toutefois, ces modèles nécessitent un approfondissement concernant leur capacité de généralisation à différents bâtiments. Une telle généralisation implique de traiter plusieurs paramètres influençant la consommation énergétique. Dans cette étude, l'intégration de la géométrie et de la mitoyenneté des bâtiments a été réalisée, avec un focus sur l'analyse de l'effet de la mitoyenneté sur la prédiction finale. Il a été démontré que la mitoyenneté est un paramètre important à inclure dans l'entrée des modèles de prédiction. Le modèle multi-sortie a

montré des performances légèrement supérieures par rapport au modèle mono-sortie, ce qui encourage l'utilisation de ce type de modèle pour minimiser l'erreur des prédictions. La méthode SHAP a montré que le modèle suit bien la logique physique dans l'utilisation des paramètres, et identifie également les paramètres les plus importants pour les besoins de chauffage d'un bâtiment. Il convient de souligner que certains aspects n'ont pas été explorés et devraient faire l'objet d'études complémentaires, notamment le traitement d'autres paramètres fixés, tels que l'occupation et la consigne de chauffage, ainsi que d'autres facteurs environnementaux du bâtiment, comme les masques solaires et le climat.

5. BIBLIOGRAPHIE

Chegari, Badr, Mohamed Tabaa, Emmanuel Simeu, Fouad Moutaouakkil, et Hicham Medromi. 2021. « Multi-Objective Optimization of Building Energy Performance and Indoor Thermal Comfort by Combining Artificial Neural Networks and Metaheuristic Algorithms ». *Energy and Buildings* 239 (mai): 110839.

Cruz, A. S., L. R. Caldas, V. M. Mendes, J. C. Mendes, et L. E. G. Bastos. 2024. « Multi-objective optimization based on surrogate models for sustainable building design: A systematic literature review ». *Building and Environment* 266 (décembre): 112147.

Haghighat, Mohammadreza, Ehsan MohammadiSavadkoohi, et Niusha Shafiabady. 2025. « Applications of Explainable Artificial Intelligence (XAI) and interpretable Artificial Intelligence (AI) in smart buildings and energy savings in buildings: A systematic review ». *Journal of Building Engineering* 107 (août): 112542.

Ilbeigi, Marjan, Mohammad Ghomeishi, et Ali Dehghanbanadaki. 2020. « Prediction and Optimization of Energy Consumption in an Office Building Using Artificial Neural Network and a Genetic Algorithm ». *Sustainable Cities and Society* 61 (octobre): 102325.

Kingma, Diederik P., et Jimmy Ba. 2017. « Adam: A Method for Stochastic Optimization ». arXiv:1412.6980. Prépublication, arXiv, janvier 30.

Lin, Yaolin, Shiquan Zhou, Wei Yang, et Chun-Qing Li. 2018. « Design Optimization Considering Variable Thermal Mass, Insulation, Absorptance of Solar Radiation, and Glazing Ratio Using a Prediction Model and Genetic Algorithm ». *Sustainability* 10 (2): 336.

Liu, Chien-Liang, Chun-Jan Tseng, Tzu-Hsuan Huang, Jie-Si Yang, et Kai-Bin Huang. 2023. « A multi-task learning model for building electrical load prediction ». *Energy and Buildings* 278 (janvier): 112601.

Lundberg, Scott, et Su-In Lee. 2017. « A Unified Approach to Interpreting Model Predictions ». arXiv:1705.07874. Prépublication, arXiv, novembre 25.

Luo, Linxi, Hailu Wei, Ziqi Lin, Jiyuan Wu, Wei Wang, et Yongjun Sun. 2025. « Multi-Objective Optimal Energy-Efficient Retrofit Determination Using Hybrid Urban Building Energy Model: Considering Uncertainties between Models ». *Building Simulation* 18 (1): 183-206.

Olu-Ajayi, Razak, Hafiz Alaka, Ismail Sulaimon, Funlade Sunmola, et Saheed Ajayi. 2022. « Building Energy Consumption Prediction for Residential Buildings Using Deep Learning and Other Machine Learning Techniques ». *Journal of Building Engineering* 45 (janvier): 103406.

Yao, Shanshan, Shugang Yu, Hu Cao, et al. 2025. « Multi-performance coupled optimization drives low-carbon retrofitting of site museums ». *Building and Environment* 272 (mars): 112689.

Performances multicritères de systèmes de ventilation en maison rénovée : développement d'un modèle numérique par couplage CONTAM-TRNSYS et confrontation expérimentale

Jean-Paul Harrouz[1], Bassam Moujalled*[1], Nolwenn Hurel[1], Nell Derrien[1], Franck Alessi[2], Vincent Chanal[2], Sylvain Berthault[1], Chloé Martin[3]

[1] Cerema, Equipe Recherche BPE, 46 rue St Théobald, 38080, L'Isle d'Abeau, France
[2] Univ. Grenoble Alpes, CEA, Liten, Campus Ines, 73375 Le Bourget du Lac, France
[3] Dorémi Rénovation, 1 rue Marc Seguin, 26300 Alixan, France
***bassam.moujalled@cerema.fr**

RÉSUMÉ. Dans la rénovation des maisons individuelles, la ventilation n'est souvent pas priorisée. Dans le cadre du projet JUSTAIR, une méthodologie numérique d'évaluation multicritères a été mise place pour étudier les performances des systèmes de ventilation dans les maisons rénovées selon des critères de QAI, d'énergie, d'aéraulique, et de confort thermique. Un modèle thermo-aéraulique couplé CONTAM-TRNSYS a été développé pour une maison expérimentale, considérant huit systèmes de ventilation mécanique issus d'un benchmark.

Cet article détaille la démarche méthodologique et présente les hypothèses de simulation et les indicateurs de performance retenus. Trois des huit systèmes ont été testés expérimentalement. La confrontation des données récoltées avec les résultats numériques a permis d'améliorer les modèles, nécessitant une calibration du tampon hygroscopique et de la capacité thermique des différentes pièces. Enfin, certaines limites du modèle sont identifiées, notamment la gestion de la condensation et la dynamique aéraulique dans la cage d'escalier.

MOTS-CLÉS : ventilation, couplage CONTAM-TRNSYS, confrontation expérimentale

ABSTRACT. In the renovation of single-family houses, ventilation is often not treated as a priority. Within the framework of the JUSTAIR project, a digital multicriteria assessment methodology was developed to evaluate the performance of ventilation systems in renovated houses according to indoor air quality (IAQ), energy, airflow, and thermal comfort criteria. A coupled thermo-aeraulic CONTAM–TRNSYS model was developed for an experimental house, considering eight mechanical ventilation systems identified through a benchmark study.

This paper details the methodological approach and presents the simulation assumptions and the selected performance indicators. Three of the eight systems were experimentally tested. The comparison between the collected data and the numerical results made it possible to improve the models, requiring calibration of the hygroscopic buffering and the thermal capacity of the different rooms. Finally, some limitations of the model are identified, notably in the handling of condensation and the airflow dynamics in the stairwell.

KEYWORDS : ventilation, coupling CONTAM-TRNSYS, experimental comparison

1. INTRODUCTION

Dans la rénovation des maisons individuelles, la ventilation est souvent négligée : il n'existe aucune obligation réglementaire de débit minimaux, et l'installation d'une ventilation mécanique dans des bâtiments existants peut être difficile ou coûteuse. Pourtant, les logements rénovés atteignent souvent un niveau élevé d'étanchéité à l'air (Moujalled et al. 2022), rendant la qualité de l'air intérieur (QAI) fortement dépendante des systèmes de ventilation.

Dans le cadre du projet JUSTAIR, une méthodologie numérique d'évaluation multicritères a été mise en place pour étudier les performances des systèmes de ventilation dans les maisons rénovées selon des

critères de QAI, d'énergie, d'aéraulique, et de confort thermique. Un modèle thermo-aéraulique couplé CONTAM-TRNSYS a été développé pour une maison expérimentale (INCAS), considérant huit systèmes de ventilation mécanique issus d'un benchmark. Ce panel inclut des solutions standards ainsi que des systèmes spécifiques à la rénovation, moins fréquents car plus contraignants.

Cet article détaille la démarche méthodologique, en se focalisant sur le développement du modèle numérique couplé permettant de simuler les transferts couplés d'air, de chaleur, d'humidité et de polluants. Il présente les hypothèses de simulation, notamment la modélisation des polluants (CO_2, HR, $PM_{2.5}$, formaldéhyde, NO_2 et Radon) et les indicateurs de performance retenus. Trois des huit systèmes ont été testés expérimentalement sur la maison INCAS pour fiabiliser les hypothèses de simulation compte tenu de leurs spécificités. La confrontation des données récoltées (CO_2 et HR) avec les résultats numériques de la simulation est également présentée ainsi que les améliorations apportées au modèle.

2. ETUDE DE CAS

Le modèle développé représente la maison expérimentale INCAS-IOB dans laquelle les tests ont été réalisés. Il s'agit d'une maison individuelle à étage de 83 m² en ossature bois, localisée au Bourget-du-Lac (73). C'est une maison à basse consommation énergétique, ses caractéristiques sont présentées dans Alessi et al. (2026). Cette maison est étudiée avec huit systèmes de ventilation issus d'un benchmark s'appuyant sur des retours d'expérience terrain. Les huit systèmes sont décrits dans Boulier et al. (2024). Nous nous focaliserons dans ce papier sur les trois systèmes testés expérimentalement, et dont les caractéristiques sont présentées dans le Tableau 1.

Ventilation	**Entrées d'air (EA) / insufflation (I.)**	**Sorties d'air (SA) / extraction (E.)**
V.M.I.	**I.** en 3 points (sej 27%, entrée 14% et palier R1 59%) du débit total. Qtot contrôlé par CO_2 dans chbr1 et RH dans SdB et cuisine	**SA** dans les pièces humides et chbr avec des réglettes (13-30 m^3/h) dans cui, chbr1 et SdB ; (5-15 m^3/h) dans WC et chbr2-3 @4-20 Pa
SF Hygro B + VMP	**EA** auto-réglable (20-45 m^3/h) dans sej/cuis + (13-30 m^3/h) dans les chbr2-3 (@4-20 Pa)	**E.** hygro-réglable (15-55-135 m^3/h) dans la cuis @23-63% HR et boost pour 30min @12h & 19h, (5-45 m^3/h) dans SdB @ 45-85% HR et 5 m^3/h qui monte à 30 m^3/h quand occupé dans les WC
	+ ventilation double-flux ponctuelle contrôlée par CO_2 dans la chbr 1	
DF SGI	**I.** dans la cage d'escalier ; débit total Qtot contrôlé par le CO_2 mesuré dans cette cage d'escalier	**E.** en pièce humide (cuisine : 34%; SdB et 2 WC : 22%) du débit total (135-210 m^3/h @450-1000 ppm). Brasseurs d'air sur les portes des chbr et séj qui extraient l'air (17-35 m3/h pour chbr2-3 et 17-50 m^3/h pour séj et chbr1 ; contrôle CO_2)

Tableau 1 : Résumé des caractéristiques des huit systèmes de ventilation modélisés.

3. MODELE NUMERIQUE COUPLE CONTAM-TRNSYS

L'évaluation de la performance physique des systèmes de ventilation repose sur une approche numérique permettant de simuler de manière dynamique et interdépendante les transferts de chaleur, d'air et de polluants au sein d'un bâtiment multizone, sur une année complète. Pour ce faire, le logiciel de simulation aéraulique et de transport de polluants CONTAM est couplé au logiciel de simulation thermique dynamique TRNSYS 18 via le Type 98. Ce couplage permet de conserver l'intégralité des fonctionnalités de CONTAM (Figure 1).

Au-delà de l'usage classique de ces outils, l'originalité méthodologique de cette étude réside dans l'intégration simultanée des huit systèmes de ventilation au sein d'un modèle numérique unique. Un

contrôleur a été spécifiquement implémenté pour sélectionner le système à activer lors de chaque simulation. Cette architecture centralisée garantit une stricte uniformité des paramètres (géométrie, environnement, profils d'usage) entre les différents cas évalués. Ainsi, toute modification d'un paramètre d'entrée s'applique de fait à l'ensemble des scénarios, ce qui élimine les biais liés à la multiplication des fichiers modèles et renforce considérablement la robustesse de l'analyse comparative.

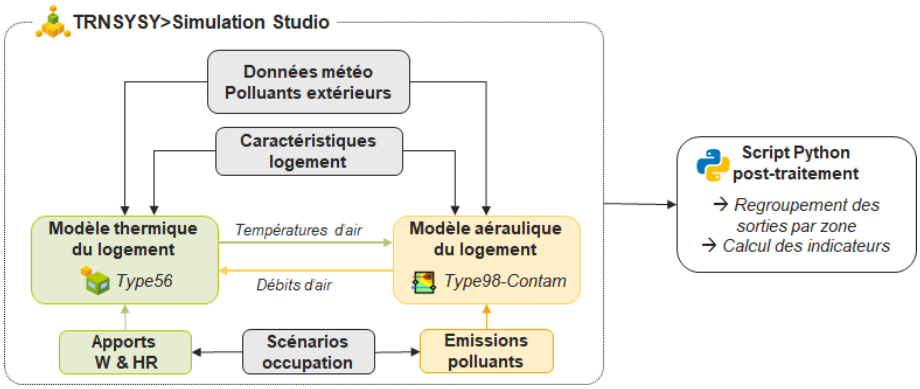


Figure 1 : Le schéma de couplage entre CONTAM et TRNSYS moyennant le type 98.

3.1. DESCRIPTION DU MODELE AERAULIQUE CONTAM

La maison INCAS est modélisée en 13 zones homogènes représentant les 11 pièces de la maison ainsi que le vide sanitaire et les combles perdus. Les 13 zones sont reliées entre elles ainsi qu'avec l'environnement extérieur par des connexions aérauliques correspondant aux fenêtres extérieures, aux portes intérieures, à la perméabilité à l'air de l'enveloppe, ainsi qu'aux différents composants des systèmes de ventilation.

Les portes et les fenêtres sont modélisées comme des grandes ouvertures avec un flux d'air bidirectionnel (coefficient de décharge de 0,78 et exposant de 0,5). Pour les portes intérieures, un détalonnage est modélisé par une fuite avec un débit unidirectionnel selon la loi d'orifice (coefficient de décharge de 0,6 et exposant de 0,5). Pour chaque ouvrant, un contrôleur a été ajouté pour modifier son état d'ouverture/fermeture au cours de la simulation, sachant que les portes intérieures sont considérées comme fermées pendant les simulations

La Perméabilité à l'air de l'enveloppe est modélisée par la loi puissance ($Q = C.\Delta P^n$ avec $n = 0,65$) et répartie au prorata des surfaces déperditives, incluant le plancher bas pour simuler le transfert de radon depuis le vide sanitaire. Sur les parois verticales, les fuites sont réparties à ¼ et ¾ de la hauteur de la zone afin de reproduire l'effet du tirage thermique.

Pour les systèmes de ventilation, seuls les terminaux aérauliques sont modélisés (sans réseaux). Leurs caractéristiques aérauliques et leurs débits respectent le cadre réglementaire et les données des fabricants.

Concernant les coefficients de pression aux façades, un profil de la librairie de CONTAM a été utilisé, correspondant à la géométrie de la maison pour une exposition non abritée (Swami et Chandra 1987).

En complément du CO_2 et H_2O couramment étudiés et utilisés dans la confrontation expérimentale, nous considérons également des polluants caractéristiques à la fois de la pollution intérieure et extérieure : $PM_{2.5}$, formaldéhyde, NO_2, et radon. L'ensemble des polluants sont considérés comme

n'affectant pas la densité de l'air (Trace contaminant). Les hypothèses de modélisation de ces polluants sont les suivantes :

- $PM_{2.5}$: Le transport des particules $PM_{2.5}$ est influencé par des mécanismes supplémentaires tels de dépôt et de remise en suspension. Les valeurs de la vitesse de dépôt (K. Lai et Nazaroff 2000) et du taux de remise en suspension (Qian et Ferro 2008) sur le sol sont fixés à 0,75 m/h et 0,0052 h^{-1}, respectivement, et la vitesse de dépôt sur les murs de 0,00756 m/h. La granulométrie des particules est considérée monodispersée avec un diamètre de 2.5 µm.
- NO_2 : Malgré sa masse négligeable, une source de dépôt de NO_2 est considérée, permettant de simuler l'interaction du NO_2 avec d'autres polluants intérieurs (tels que l'ozone), en s'inspirant du travail d'Emmerich (Emmerich et al. 2005). La vitesse de dépôt utilisé est de 0,792 m/h. A noter qu'il n'y a pas de source intérieure de NO_2. Nous considérons uniquement le NO_2 extérieur dans les simulations.
- Radon : Le Radon est défini à l'aide d'une source entraînée par pression comme proposé par (García-Tobar 2018). En se basant sur l'étude d'Emmerich et al. (2005), nous avons considéré un taux de génération de 0,004 $Bq/s{\cdot}m^2{\cdot}Pa^n$ et un exposant de pression de 1 ont été choisis. Les valeurs exactes ne sont pas critiques, puisque l'analyse pour ce projet est basée sur les concentrations relatives.
- CO_2, formaldéhyde et odeur : Pour les autres polluants gazeux, nous utilisons le modèle de source d'émission constante avec un coefficient *G* (kg/s) représentant le taux de génération du polluant. Des contrôleurs spécifiques à chaque polluant ont été ajoutés pour déterminer à chaque pas de temps le taux de génération à utiliser selon les scénarios d'émission définis. À noter aussi que les sources de formaldéhyde sont proportionnelles à la surface au sol de chaque zone. Concernant l'odeur, un polluant fictif est émis dans le WC pour étudier sa dispersion dans les autres zones.

3.2. DESCRIPTION DU MODELE TRNSYS COUPLE AVEC CONTAM

Le couplage s'appuie sur une génération automatisée du modèle 3D via Contam3DExport, affinée sous SketchUp pour intégrer les spécificités architecturales (toitures, protections solaires). Le projet TRNSYS ainsi généré pilote l'échange dynamique de données à chaque pas de temps entre le Type 56 (bilans thermiques et hydriques détaillés, incluant les effets de sorption des parois) et le Type 98 (transferts aérauliques et polluants). Cette cosimulation intègre les fichiers météorologiques et les scénarios d'occupation de la maison INCAS pour modéliser précisément les interactions entre flux d'air, de chaleur et de polluants. Les parois opaques et vitrées sont définies dans le Type56 conformément aux spécifications techniques de la maison INCAS. Le transfert d'humidité est modélisé dans le Type56 selon le modèle simplifié prenant en compte les effets de sorption avec une capacité d'humidité de l'air élargie, moyennant un coefficient de capacité d'humidité variant de 1 à 10.

3.3. DESCRIPTION DES SCENARIOS D'OCCUPATION ET DE LA METEO

Le modèle numérique permet de définir des scénarios de présence, d'émission de polluants, d'humidité et de chaleur, de chauffage, ainsi qu'une gestion de l'ouverture des portes intérieures, fenêtres et protections solaires. Pour la comparaison avec l'expérimental (présentée paragraphe 4), les scénarios utilisés sont les mêmes que ceux de l'expérience, avec des émissions de CO_2 et d'humidité simulant 3 différents scénarios de présence comme détaillé dans Alessi et al. (2026), et qui s'appuient sur les travaux de l'Annexe 86 de l'IEA EBC, en particulier ceux présentés dans la thèse de Baptiste Poirier (2023). Les fichiers météos sont ceux de la station présente sur la plateforme expérimentale.

Il est toutefois à noter que ces paramètres peuvent être modifiés pour s'adapter à d'autres situations. Cela a été fait par la suite dans une étude paramétrique faisant varier les types de climats, pollutions extérieures et émissions intérieures, types d'enveloppe, gestion des ouvrants et tampons hygroscopiques, pour un total de 648 simulations dont les résultats sont présentés par Chanal et al. (2026).

4. CONFRONTATION AVEC LES RESULTATS EXPERIMENTAUX

Trois des huit systèmes de ventilation ont été testés expérimentalement sur la maison INCAS pour fiabiliser les hypothèses de simulation selon le dispositif détaillé par Alessi et al. (2026).

4.1. TRANSFERTS D'AIR

La simulation des transferts aérauliques par la ventilation, les circulations entre les pièces, et les échanges avec l'extérieur est comparée avec les résultats expérimentaux à travers plusieurs paramètres. Les débits de ventilation mécanique ne sont pas mesurés à chaque bouche, mais un débit total d'insufflation est estimé par une mesure de vitesse d'air pour les systèmes V.M.I. et DFSGI, avec une correspondance vitesse-débit étudiée en amont. La comparaison avec le modèle numérique permet de souligner plusieurs points :

- Le système V.M.I. présente une bonne correspondance entre les débits numériques et mesurés (écarts <15 %), bien que la loi de régulation, qui nous était inconnue, ait été approximée à partir d'une certification Eurovent.
- Le système DFSGI montrait initialement d'importants écarts (>20 %) mais un ajustement sur le modèle a été effectué pour baser la régulation sur la concentration CO_2 moyenne entre le haut et le bas de la cage d'escalier (CE), au lieu de la concentration en bas (capteur presque à mi-hauteur)

Concernant les concentrations en CO_2, un exemple de confrontation modèle-mesures pour la DFSGI est présenté en Figure 2. Le travail global de comparaison a permis de tirer les conclusions suivantes :

1. Les concentrations en CO_2 obtenues numériquement sont globalement proches des mesures expérimentales pour les trois systèmes étudiés, avec une dynamique similaire. Un écart notable est observé sur les pics dans la SdB pour les 3 systèmes (écart jusqu'à -50 % avec les mesures).
2. Le système hygro B + VMP présente une bonne correspondance des concentrations (écart <5% dans la chambre 1 avec VMP). On note cependant pour l'expérimental une dispersion la nuit du CO_2 injecté seulement dans la chambre 1 vers les chambres 2 et 3 alors que les extractions en pièces humides devraient empêcher l'air vicié d'entrer dans ces chambres. Il semble que pour de petits débits d'extraction, le tirage puisse être insuffisant pour assurer un bon sens de flux.
3. Les mesures DFSGI indiquent une concentration de CO_2 plus homogène entre le bas et le haut de la CE. La modélisation ne considère pas de flux ascendant du fait de l'insufflation en partie haute, contrairement aux résultats expérimentaux. Cela peut s'expliquer par une turbulence non représentée ou par l'hypothèse d'homogénéité de zone qui masque des gradients locaux, rendant le modèle insuffisant dans ce cas.

4.2. TRANSFERTS D'HUMIDITE

L'ajustement du modèle souligne la complexité de la gestion de l'humidité, fortement liée à la température lorsqu'elle est exprimée en HR. Si l'humidité absolue facilite la comparaison simulation–mesure, l'HR reste indispensable car elle est utilisée par les systèmes, les indicateurs et les capteurs.

Les tendances simulées et mesurées sont cohérentes, mais le modèle atteint plus souvent 100 % HR, principalement en raison de l'absence de modélisation de la condensation dans TRNSYS et CONTAM.

Le tampon hygroscopique des pièces, lié à la capacité des matériaux et du mobilier à absorber puis restituer l'humidité, joue aussi un rôle majeur. Faute de données précises, une valeur initiale simplifiée de 1 a été initialement adoptée, mais elle ne reproduisait pas correctement la dynamique observée. Un calage manuel a donc été réalisé en humidité absolue, en visant la vitesse des variations plutôt que les pics. Des valeurs ont été choisies manuellement pour chaque pièce – et appliquées pour tous les systèmes de ventilation – afin de se rapprocher au mieux des résultats expérimentaux : 2,5 pour le séjour, 1,5 pour la SdB, 1 pour les chambres et 15 pour la CE. Des différences significatives restent toutefois présentes, en particulier sur les pics d'humidité comme illustré en Figure 3 pour le cas de la V.M.I..

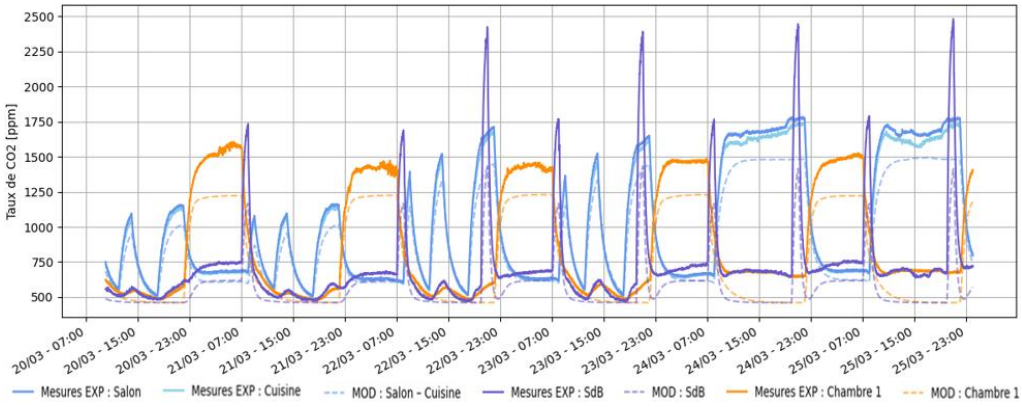


Figure 2 : Concentration CO_2 dans les pièces principales – DFSGI.

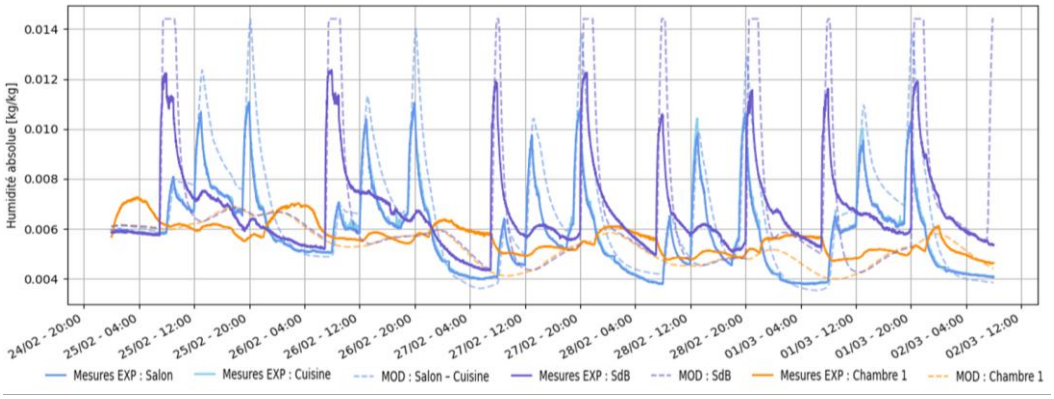


Figure 3 : Humidité absolue dans les pièces principales après ajustement – V.M.I..

4.3. TRANSFERTS DE CHALEUR

Le calibrage thermique s'est avéré complexe en raison de la forte sensibilité du modèle aux apports solaires dans TRNSYS. Les premières simulations montraient des pics de température largement surestimées (écarts jusqu'à 7 °C pour la VMI) et des variations très rapides, traduisant une inertie thermique fortement sous-évaluée. Deux causes principales ont été identifiées : une surestimation des apports solaires, corrigée par l'augmentation du ratio bord/fenêtre de 0,15 à 0,25 pour tenir compte du retrait réel des menuiseries, et l'absence de prise en compte de l'inertie liée à l'ossature bois.

Les parois, initialement définies comme « massless », présentaient une masse thermique quasi nulle. La laine de bois a alors été redéfinie avec sa densité et son épaisseur réelles afin d'augmenter la capacité

thermique des parois. En complément, l'inertie propre à chaque pièce (kJ/K) a été ajustée manuellement en s'appuyant sur les dynamiques de variation comme pour le tampon hygroscopique, TRNSYS ne considérant par défaut que la capacité thermique de l'air. Les valeurs retenues (kJ/K) – et appliquées pour tous les systèmes de ventilation – sont : 3000 pour le séjour, 2000 pour la CE, 1000 pour la chambre 1, 800 pour les chambres 2 et 3, et 500 pour la SdB.

Après correction, les tendances simulées deviennent plus cohérentes avec les mesures comme illustré Figure 4, mais des écarts subsistent, notamment liés à la gestion des apports solaires et aux gradients de température observés entre points d'une même pièce (cuisine – séjour).

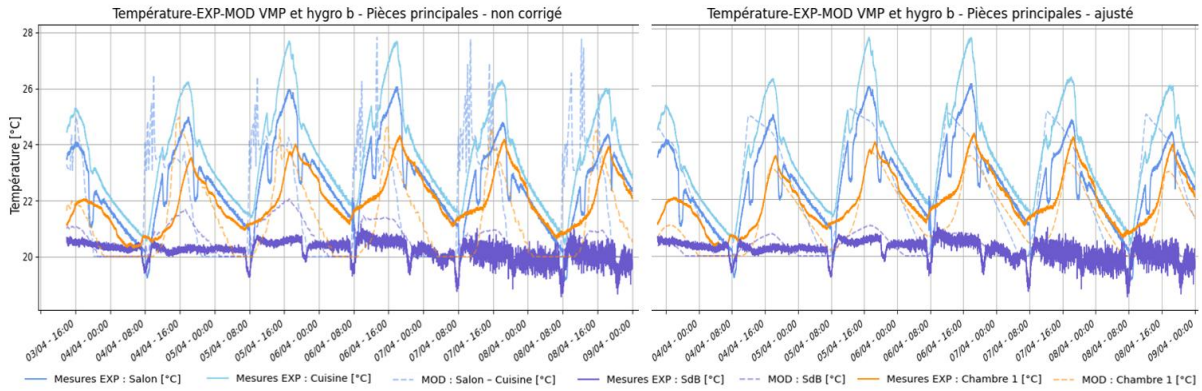


Figure 4 : Températures avant (gauche) et après (droite) ajustement – VMP & hygro B.

4.4. QUANTIFICATION DE L'ECART MODELISATION – MESURES EXPERIMENTALES

Deux indicateurs pour évaluer les écarts entre les résultats expérimentaux et numériques après ajustements sont présentés Tableau *2* pour 3 paramètres et les 3 systèmes, à savoir le coefficient de corrélation Corr et la racine de l'écart quadratique moyen normalisé par l'écart type (NRMSE).

	DFSGI						V.M.I.						VMP et hygro B					
	T°		CO_2		HR		T°		CO_2		HR		T°		CO_2		HR	
Coeff.	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE	Corr.	NRMSE
Séjour	0,83	0,68	0,99	0,16	0,84	0,57	0,10	2,32	0,99	0,19	0,87	0,65	0,77	0,58	0,99	0,14	0,75	0,71
SdB	0,22	3,11	0,93	1,77	0,86	0,81	0,10	1,20	0,97	1,15	0,83	1,06	0,47	0,88	0,97	1,25	0,93	1,11
Chbr1	0,57	1,79	0,99	0,22	0,68	0,58	0,15	3,91	0,85	0,28	0,77	0,58	0,96	0,50	1,00	0,05	0,45	1,09

Tableau 2 : coefficients de corrélation (Corr) et RMSE normalisés par l'écart type (NRMSE).

Il en ressort que la correspondance semble très forte pour la partie aéraulique représentée par la concentration CO_2 (moyenne : r =0,96 ; NRMSE=0,58), moyenne pour l'humidité (r =0,78 ; NRMSE=0,79), et assez faible pour la température (r =0,46 ; NRMSE=1,66).

5. CONCLUSION

Ce travail a permis de développer un modèle thermo-aéraulique couplé CONTAM-TRNSYS dédié à l'évaluation multicritère des systèmes de ventilation en maison individuelle rénovée. La confrontation aux mesures expérimentales sur trois configurations a constitué une étape essentielle pour tester la robustesse des hypothèses de modélisation. Elle a conduit à plusieurs ajustements, notamment sur la

représentation du tampon hygroscopique, de l'inertie thermique des zones et des lois de régulation de certains systèmes, améliorant sensiblement la cohérence entre résultats simulés et observés, en particulier pour les transferts aérauliques. Malgré des écarts persistants sur l'humidité relative et surtout sur la température, liés entre autres à la non-prise en compte de la condensation, aux gradients intra-zones et à la sensibilité aux apports solaires, le modèle reproduit correctement les dynamiques globales et permet de comparer les stratégies de ventilation selon des indicateurs homogènes. Ces limites mettent en évidence les pistes d'amélioration possibles, avec en particulier l'ajout d'un modèle de condensation (Faure et Ouvrier-Bonnaz 2019a). Ainsi calibré, et malgré l'absence de données expérimentales sur certains polluants simulés, le modèle constitue un outil fiable pour la réalisation d'études paramétriques à large échelle et pour l'analyse comparative de solutions de ventilation en rénovation. Il permet l'évaluation de la performance globale des systèmes, en intégrant de manière couplée les enjeux de qualité de l'air intérieur, d'énergie et de confort thermique.

6. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient l'ADEME pour son support via le financement N°2204D0013.

7. BIBLIOGRAPHIE

Alessi, Franck, François Machefert, Nicolas Négri, et al. 2026. « A global performance assessment of three ventilation systems in an experimental, retrofitted, single-family home ». Article de colloque presented sur RoomVent 2026. septembre 15.

Boulier, Louison, Daniela Mortari, Bassam Moujalled, et al. 2024. « Numerical performance evaluation of ventilation systems for energy-efficient retrofitting of existing houses in France ». Article de colloque presented sur 44th AIVC Conference. octobre 8.

Chanal, Vincent, Franck Alessi, Bassam Moujalled, Nolwenn Hurel, Sylvain Berthault, et Chloé Martin. 2026. « Evaluation de la performance globale de huit systèmes de ventilation pour la rénovation de logements individuels ». Article de colloque presented sur IBPSA France 2026. mai 18.

Emmerich, Steven J., Cynthia Howard-Reed, et Arpita Gupte. 2005. *Modeling the IAQ impact of HHI interventions in inner-city housing*. NIST IR 7212. National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.IR.7212.

Faure, Xavier, et Ophelie Ouvrier-Bonnaz. 2019. « Demand control ventilation with hygro passive sensors: impact of sensor's characteristics ». *International Journal of Ventilation* 18 (4): 246-62. https://doi.org/10.1080/14733315.2018.1518056.

García-Tobar, Javier. 2018. « A Comparative Study of Indoor Radon Levels between Two Similar Dwellings Using CONTAM Software ». *Environments* 5 (5): 59. https://doi.org/10.3390/environments5050059.

Lai, Alvin C.K., et William W. Nazaroff. 2000. « Modeling indoor particle deposition from turbulent flow onto smooth surfaces ». *Journal of Aerosol Science* 31 (4): 463-76. https://doi.org/10.1016/S0021-8502(99)00536-4.

Moujalled, Bassam, Adeline Mélois, Valérie Leprince, et Gaëlle Guyot. 2022. « French building airtightness database after 10 years of operation: statistical analyses of about 500,000 measurements ». Article de colloque presented sur 42nd AIVC-10th TightVent & 8th Venticool Conference. octobre 5.

Poirier, Baptiste. 2023. « Évaluation de la performance globale de la ventilation intelligente en logement basse consommation ». Grenoble Alpes. http://www.theses.fr/s255918.

Qian, Jing, et Andrea R. Ferro. 2008. « Resuspension of Dust Particles in a Chamber and Associated Environmental Factors ». *Aerosol Science and Technology* 42 (7): 566-78. https://doi.org/10.1080/02786820802220274.

Swami, M. V., et S. Chandra. 1987. *Procedures for Calculating Natural Ventilation Airflow Rates in Buildings*. Final Report FSEC-CR-163-86. Florida Solar Energy Center.

Modélisation énergétique participative : à la rencontre d'une diversité de pratiques

Sacha Hodencq*[1], Esteban Coquemont[2], Mathilde Boissier[3]

[1] Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France
[2] Laboratoire National des Champs Magnétiques Intenses (LNCMI), CNRS UPR 3228, EMFL, Université Toulouse III—Paul Sabatier, Université Fédérale Toulouse Midi-Pyrénées, Institut National des Sciences Appliquées, Université Grenoble Alpes, 38042 Grenoble CEDEX, France
[3] Équipe STEEP, Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Inria, Grenoble INP, LJK, Grenoble, France

*sacha.hodencq@univ-grenoble-alpes.fr

RESUME. La modélisation permet de faciliter la délibération et la décision, depuis le dimensionnement jusqu'à la gestion des systèmes énergétiques. Face à la complexité des enjeux techniques et sociaux de ces systèmes, la prise en compte des points de vue des parties prenantes est nécessaire pour que la modélisation joue son rôle. La modélisation énergétique participative (MEP) recouvre un ensemble de pratiques récentes et permet d'impliquer les parties prenantes dans l'activité de modélisation. Cette communication présente les processus et méthodes de MEP, et en discute les intérêts, pratiques et limites. Elle présente de premières explorations de mise en pratique dans des grands instruments de recherche.

MOTS-CLÉS : énergie, modélisation, participation.

ABSTRACT. Modelling facilitates deliberation and decision-making, from energy system sizing to operation. Given the complexity of the technical and social issues, it is necessary to consider the perspectives of stakeholders in order for modelling to play its role. Participatory Energy Modelling (PEM) covers practices that involve stakeholders in the modelling process. This paper presents PEM processes and methods, and discusses their benefits, practices and limitations. It presents initial explorations of their implementation in large research instruments.

KEYWORDS: energy, modelling, participatory.

1. INTRODUCTION

La modélisation est un outil de choix pour accompagner la décision autour des systèmes énergétiques, notamment aux échelles du bâtiment et du quartier où l'engagement dans des actions de transitions est facilité (Sassenou et al. 2025). Les modèles peuvent d'une part être mobilisés pour le dimensionnement et la gestion énergétique, et d'autre part pour la délibération autour des choix, hypothèses et objectifs d'étude du système. La facilitation de la délibération dans les pratiques de modélisation est encore peu explorée dans le domaine de l'énergie (McGookin et al. 2024). Elle est pourtant cruciale alors que les enjeux complexes de transitions énergétiques invitent à penser une évolution des pratiques. Des courants permettant de favoriser la participation des parties prenantes au processus de modélisation commencent à apparaître : la modélisation énergétique participative.

Cette communication propose de dresser un panorama des méthodes et pratiques de modélisation énergétique participative (MEP). Par suite, la communication discutera de ces courants récents et encore épars en croisant les intentions et pratiques mobilisées. Elle s'appuiera sur de premières expériences menées au sein de grandes infrastructures de recherche.

2. MODELISATION ENERGETIQUE ET PARTICIPATION : DEFINITIONS ET BONNES PRATIQUES

2.1. FONCTIONS ET LIMITES DE LA MODELISATION ENERGETIQUE

Si on parle parfois du modèle comme *simplification* d'un objet complexe, l'épistémologue Franck Varenne parle plutôt de *facilitation* pour désigner les fonctions du modèle (e.g. faciliter la formulation intelligible, la co-construction des savoirs, la décision et l'action) (Varenne 2008). Il souligne ainsi que le modèle est un moyen plus qu'une fin : il facilite la recherche d'information pour un questionnement donné. Dans le domaine de l'énergie, on parle de modélisation pour décrire la construction d'une représentation formalisée d'un objet énergétique aux frontières et composants définis, pour l'étudier selon un objectif et dans un contexte donné, grâce à une formulation mathématique traitée par des outils informatiques (Lund et al. 2017). Les modèles facilitent ainsi la compréhension des systèmes énergétiques pour l'appui aux décisions pour leur dimensionnement ou gestion, avec un équilibre à trouver entre la fidélité au réel et le périmètre d'étude (Sgouridis et al. 2022). La modélisation énergétique est ainsi un outil de choix pour faire face à la complexité des enjeux socio-écologiques liés aux systèmes énergétiques. Elle comprend toutefois des limites et écueils, qu'il convient de reconnaître.

Tout d'abord, les processus de modélisation énergétique manquent souvent de transparence, même si des pratiques ouvertes commencent à émerger. Malgré l'ouverture, la complexité des systèmes étudiés et les hypothèses implicites rendent souvent l'exercice de modélisation difficile à appréhender (Lombardi et al. 2025). Les aspects politiques et sociaux, difficilement quantifiables, sont souvent omis. Si des efforts sont fournis pour les intégrer, les travaux cherchant à mettre en participation les modèles pour mieux refléter les préférences sont rares (McGookin et al. 2024). Ce manque d'inclusion ajouté à l'opacité des modèles engendrent un manque de confiance de la part du public (McGookin et al. 2021). En outre, les modèles énergétiques manquent de diversité dans les visions du monde proposées, échouant à offrir une fenêtre large de futurs énergétiques possibles. La modélisation technico-économiques se concentre sur des solutions technico-économiques plus aisées à modéliser, et ne permet pas de faire émerger des changement radicaux, à la fois nécessaires pour les transitions, et observés historiquement (Sgouridis et al. 2022). Enfin, les modèles énergétiques sont souvent perçus voire mobilisés comme détenteurs de vérité. Cette confusion est problématique alors que les enjeux complexes de transitions énergétiques invitent à penser une évolution des pratiques énergétiques.

2.2. DE L'IMPORTANCE DE LA TRANSDISCIPLINARITE POUR LES TRANSITIONS ENERGETIQUE

La question des transitions énergétiques correspond à une problématique socio-technique (Campfens *et al.* 2025) : en plus des aspects techniques, il s'agit de penser leurs interdépendances avec les enjeux sociaux, économiques et politiques. Les leviers tels que la sobriété énergétique, la flexibilité dans ses dimensions non-techniques (basée sur des pratiques et modes d'organisation), ou encore l'engagement sociétal, impliquent typiquement des enjeux de gouvernance, des valeurs et des modes d'organisation. Les transitions énergétiques peuvent en fait être qualifiées de problème pernicieux (*wicked problem*), i.e. un problème dont la définition et la résolution diffère selon les représentations et valeurs des parties

prenantes, caractérisé par une urgence à prendre des décisions, une forte incertitude et de la complexité via les interdépendances et la variété d'échelles et de dimensions, qui rendent impossible l'appréhension du système par la compréhension de chacune de ses parties (Fabre 2024). Les problèmes pernicieux sont communs en science de la soutenabilité, et nécessitent des changements de paradigmes dans les modalités de production de la connaissance. De nombreux courants prônent l'ouverture de la production de connaissance à un panel d'acteurs élargi, faisant appel à de la transdisciplinarité.

Cette ouverture, permet de nombreux co-bénéfices, déjà identifiés dans le domaine de l'énergie : intégrer une diversité de contributions et ainsi visibiliser des besoins concrets ou points aveugles (McGookin et al. 2024), augmenter l'appropriation et la légitimité des problèmes considérés ainsi que des décisions prises à leur sujet (Sgouridis et al. 2022), ou encore, favoriser la production de connaissances actionnables via des processus de recherche transformative qui accélèrent l'adoption de mesures (McGookin et al. 2024; Sassenou et al. 2025). Dans le cadre des pratiques de modélisation, la transdisciplinarité se retrouve dans les courants de MEP, définie de manière large comme une méthode permettant l'inclusion des acteurs, dont les décideurs, au cours de différentes étapes du processus de modélisation (Bale 2018). Dans le domaine de la modélisation énergétique, les avantages de cette ouverture ont été bien identifiés : meilleure compréhension du système à modéliser (McGookin et al. 2024; Campfens et al. 2025), dont l'ancrage dans le réel permet d'ouvrir le champ des hypothèses et scénarios de modélisation (Sgouridis et al. 2022), facilitation de la gestion des incertitudes et des conflits de valeurs (Sassenou et al. 2025), et favorisation de la médiation et collaboration (Campfens et al. 2025). Aux échelles locales du quartier et du bâtiment, la MEP permet en particulier une analyse située qui implique les décideurs et renforce la confiance (McGookin et al. 2021). On notera que les processus participatifs pouvant être coûteux en temps et en ressources, ils ne sont pas à mobiliser systématiquement, mais bien pour faire face à des problèmes pernicieux.

3. MODELISATION ENERGETIQUE PARTICIPATIVE EN PRATIQUES

3.1. PROCESSUS ET METHODES DE MODELISATION ENERGETIQUE PARTICIPATIVE

3.1.1. Processus de modélisation énergétique participative

La MEP implique la participation d'acteurs non académiques à différentes étapes du processus de modélisation. La Figure 1 présente les différentes étapes d'un processus de MEP, ainsi que les opportunités de participation et types de méthodes associées (Voinov et al. 2018; McGookin et al. 2024; Sassenou et al. 2025).

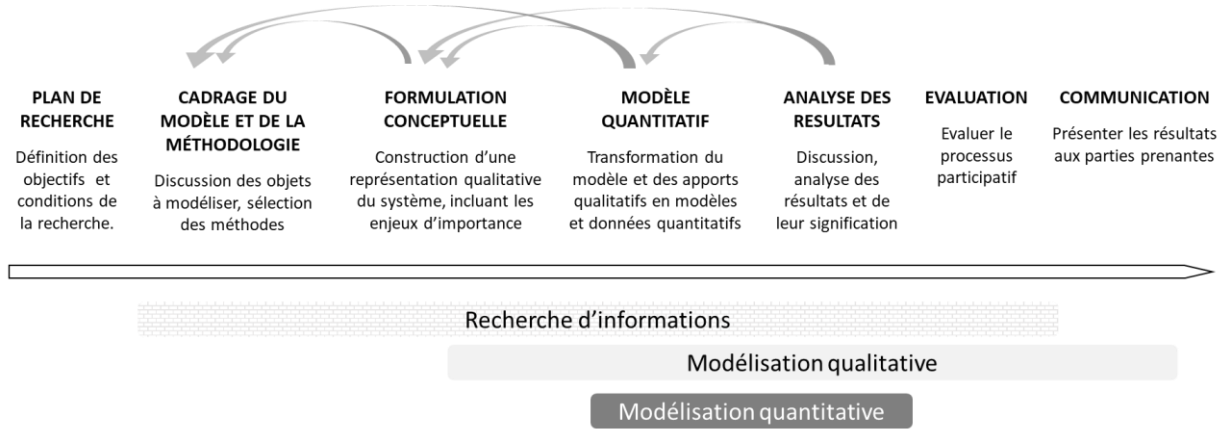


Figure 1 : Processus de modélisation énergétique participative et méthodes associées.

Cette description est bien sûr schématisée, chaque processus étant différent, non-linéaire et itératif, sans nécessairement comprendre toutes les étapes. Il est possible d'attacher à chacune de ces étapes un ensemble de méthodes favorisant la participation des acteurs non académiques. Partant de l'identification du problème à traiter, de premières méthodes sont mobilisées pour la recherche d'informations, puis la modélisation, d'abord qualitative pour de la conceptualisation, puis quantitative. Nous utiliserons cette typologie pour présenter les méthodes de MEP dans la suite de cette section.

Des processus mobilisant une séquence de méthodes sont présents dans la littérature. La modélisation d'accompagnement (ComMod), consiste en une succession d'aller-retours entre problème et modèle, d'abord conceptuel (ARDI), puis sous forme de jeu sérieux et enfin de simulation, et a été mobilisée pour l'étude des quartiers à énergie positive (Sassenou et al. 2025). (Campfens et al. 2025) font l'inventaire d'associations fructueuses pour prendre en compte des aspects normatifs, non-linéaires, d'agentivité, d'incertitude et d'émergence.

On peut présenter les différentes méthodes mobilisées en modélisation participative en suivant la typologie de (Voinov et al. 2018) qui les présente en parcourant des processus. Partant de l'identification du problème à traiter, de premières méthodes sont mobilisées pour la **recherche d'informations**, puis la **modélisation**, d'abord **qualitative** pour de la conceptualisation, puis **quantitative**. Nous utiliserons cette typologie pour présenter les méthodes de MEP (Figure 2). Il est rare qu'une variété de méthodes d'un type soit mobilisée (e.g. dynamique des systèmes et modèles agents pour la modélisation quantitative) pour un même projet, rendant la pertinence des méthodes difficile à référencer (Voinov et al. 2018), malgré des tentatives (Campfens et al. 2025). Les paragraphes qui suivent proposent de détailler une partie de ces méthodes.

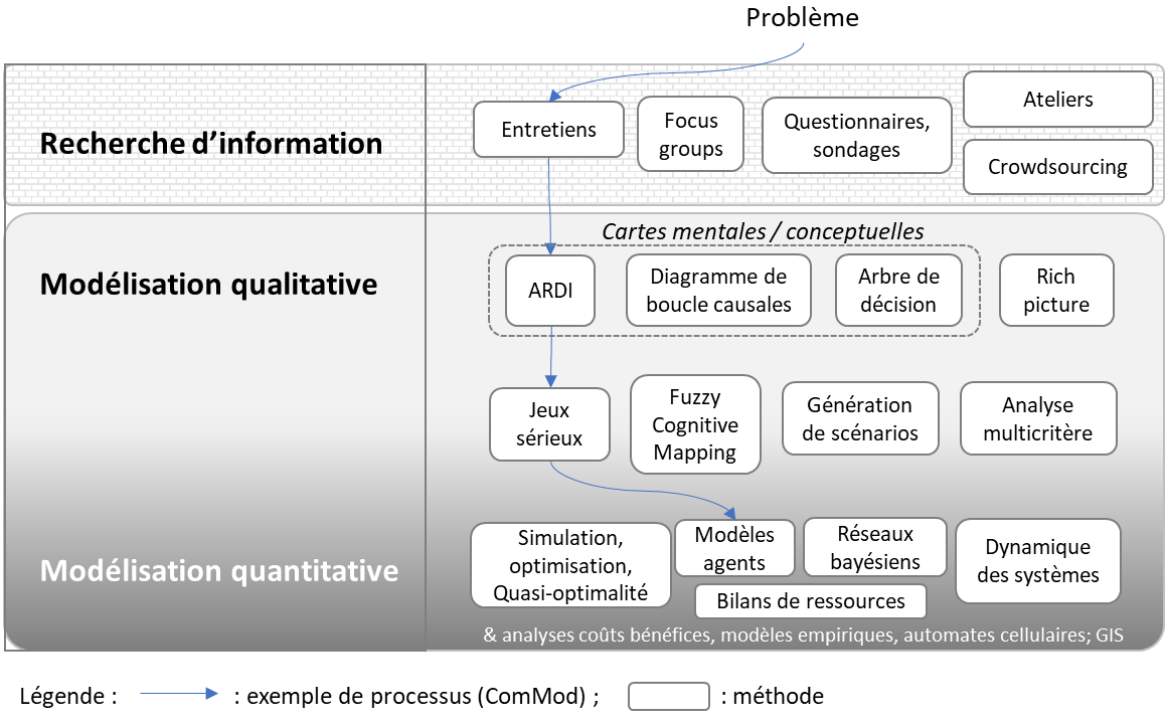


Figure 2 : Types de méthodes de modélisation énergétique participative et exemple de processus. Source : auteurs basé sur (Voinov et al. 2018)

3.1.2. Méthodes de recherche d'informations

La recherche d'information vise à collecter toute donnée pertinente dans la considération du problème. La méthode la plus commune consiste à réaliser des entretiens, en particulier semi-directifs. Ils permettent de rassembler des informations qualitatives et quantitatives, d'identifier les tensions, motivations et visions du monde des parties prenantes. Cette compréhension fine est riche mais sera plus difficile à intégrer dans des exercices de modélisation quantitatives (McGookin et al. 2021). La collecte de données distribuée (*crowdsourcing*) peut être mobilisée pour disposer de jeux de données avec une bonne granularité (e.g. spatiale, temporelle) (Bazilian et al. 2012).

3.1.3. Méthodes qualitatives

Les méthodes qualitatives permettent d'accompagner les participants dans l'identification des différents éléments et relations au sein du problème considéré, pour aboutir à un modèle conceptuel qui pourra servir de représentation partagée et donc de base commune. Ces représentations sont couramment utilisées, notamment pour inviter un individu (carte mentale) ou un groupe (carte conceptuelle) à représenter graphiquement un système et les relations causales entre ses éléments, et ainsi, expliciter des valeurs et choix (Voinov et al. 2018). On peut par exemple passer de cartes mentales à une carte conceptuelle acceptée collectivement, sur des sujets controversés tels que le biogaz (McGookin et al. 2021). Les diagrammes de boucles causales sont également une instance particulière où il s'agira de qualifier les interactions et rétroactions positive et négatives entre variables clefs. Cette représentation nécessite toutefois une ontologie commune.

Dans leur typologie, (Voinov et al. 2018) distinguent les méthodes quantitatives comme mobilisant des mises en équations et données, et où la plupart des informations mobilisées dans les modèles sont quantifiables. Une catégorie intermédiaire apparaît ainsi, où il s'agira de développer et mobiliser des indicateurs quantitatifs dans des représentations conceptuelles, où une partie des informations reste qualitative. De nombreuses méthodes peuvent être comprises dans cette catégorie : les jeux sérieux, et la génération de scénarios permettent de coupler les dimensions qualitatives et quantitatives (McGookin et al. 2021). Ils permettent de tendre vers un objectif commun, pour discuter des tendances et facteurs influents, ou pour identifier des politiques robustes et résilientes. L'approche participative permet d'enrichir les scénarios en explicitant les incertitudes. Les approches multi-critères (Multi-Criteria Decision Analysis) permettent de mettre en participation le choix et le poids d'indicateurs. Cela permet de souligner les interactions entre les enjeux énergétiques, sociaux, économiques et écologiques (McGookin et al. 2021), en particulier pour l'évaluation de scénarios (Voinov et al. 2018).

3.1.4. Méthodes quantitatives

Les méthodes quantitatives sont classiquement utilisées dans le domaine de l'énergie, typiquement pour évaluer le potentiel d'une ressource (e.g. solaire photovoltaïque) (McGookin et al. 2021). Nous pouvons explorer leur variété dans le cadre de MEP. La simulation et l'optimisation des systèmes énergétiques sont couplées avec des approches qualitatives dont les résultats sont traduits en hypothèses de modélisation. Néanmoins, la participation est souvent limitée au volet qualitatif : les participants ne sont pas impliqués dans la traduction ou l'évaluation des hypothèses, même s'ils sont parfois invités à discuter les résultats (McGookin et al. 2021). (Lund et al. 2017) soulignent que les approches de simulations sont à préférer à celles d'optimisation, car elles laissent ouvertes la variété des options possibles pour les systèmes énergétiques, dont on pourra discuter démocratiquement, là où une optimisation renverra une option unique basée sur un optimum mathématique quantifié. Des approches comme la quasi-optimalité permettent néanmoins la discussion autour des méthodes d'optimisation

(Vågerö et al. 2025). D'autres méthodes sont mobilisées comme la dynamique des systèmes qui permet d'agrandir les frontières du système étudié dans le cadre de choix de politiques énergétiques (McGookin et al. 2021), les modèles basés agents consistent à représenter un système à partir de ses éléments individuels et permettent de représenter des phénomènes d'émergence, ou les réseaux bayésiens qui offrent une vision probabiliste (Campfens et al. 2025).

3.2. BONNES PRATIQUES ET LIMITES DE LA MODELISATION ENERGETIQUE PARTICIPATIVE

Malgré la diversité de méthodes et donc de processus existants, on peut identifier un ensemble de bonnes pratiques pour mettre en place un dispositif participatif dans le domaine de l'énergie : la mobilisation d'une variété d'expertise (modélisation, sciences humaines et sociales, facilitation) (McGookin et al. 2024), l'identification des parties prenantes – il est recommandé d'impliquer tôt et régulièrement (Bale 2018). La reconnaissance des points de vues, y compris ceux difficilement modélisables est importante : on ne cherchera pas le consensus mais l'inclusivité (McGookin et al. 2024), des points de vue divergents pouvant conduire à une meilleure représentation du réel. Il est également important de reconnaître les limites des modèles : (Sgouridis et al. 2022) recommandent, en complément du partage des points de vue (les *known knowns*), de décrire les *known unkowns*, i.e. les éléments incertains qui dépassent le cadre d'étude et sur lesquels des hypothèses sont choisies (e.g. caractéristique du réseau électrique en 2050).

Impliquer une diversité d'acteurs dans la modélisation présente cependant des limites. Le sujet de l'énergie est un sujet complexe, technique. Ainsi, la participation n'est pas aisée pour toutes les personnes, qui peuvent se sentir vulnérables, déconnectées, en manque de confiance. Des déséquilibres de pouvoirs peuvent alors renforcer des injustices épistémiques (Sassenou et al. 2025). La participation, au lieu d'ouvrir la production de connaissance et la prise de décision à un public non expert, vient alors refléter voire renforcer des dynamiques de pouvoir en place (Voinov et al. 2018), pouvant aller jusqu'à la justification a posteriori de décisions politiques déjà prises (Bale 2018). Pour limiter ces effets, la forme est à réfléchir avec attention. Ainsi, la MEP demande du temps (Sgouridis et al. 2022), pour engager une diversité de publics (McGookin et al. 2024), choisir les bonnes méthodes, discuter du potentiel des modèles, allant parfois jusqu'à prévoir des formations pour les chercheurs et pour les acteurs non académiques facilitant leurs interactions (Sgouridis et al. 2022). Le manque d'exemple concrets de MEP (Sassenou et al. 2025) ainsi que la difficulté d'évaluation de tels processus (Bale 2018) en fait un champ scientifique émergent, nécessitant expérimentation et réflexivité.

3.3. DISCUSSION : PARTICIPATION A LA MODELISATION OU MODELISATION PARTICIPATIVE ?

On peut finalement identifier deux tendances non-exclusives de MEP dans la littérature :

- La « participation à la modélisation », centrée autour de méthodes de modèles énergétiques quantitatifs, dont les méthodes peuvent éventuellement être adaptées (e.g. quasi-optimalité). La participation est mobilisée pour améliorer le processus et les résultats, en particulier par une meilleure considération des enjeux sociaux.
- La « modélisation participative appliquée à l'énergie », en lien avec les travaux historiques de modélisation participative (Voinov et al. 2018), mobilise une variété de méthodes selon les intentions d'interactions avec les parties prenantes. L'objectif est ici d'engager les participants dans une réflexion sur le système socio-technique. Elle ne mobilisera pas nécessairement de

méthode quantitative et engagera avec plus d'intensité les acteurs sur la formulation conceptuelle du modèle.

4. MODELISATION ENERGETIQUE PARTICIPATIVE APPLIQUEE AUX GRANDES INFRASTRUCTURES DE RECHERCHE

Dans le cadre du projet européen FlexRICAN (Flexibility in Research Infrastructures for global CArbon Neutrality), une modélisation énergétique des infrastructures de recherche (IR) est en cours dans le but d'étudier les leviers de flexibilité énergétique de leurs installations. L'implication des parties prenantes s'est d'abord faite via des méthodes de co-construction de modèles par le biais d'une interface graphique, et relevant de la « participation à la modélisation », avant d'être ouvert à une participation impliquant les acteurs dès la formulation conceptuelle et plus proche de la "modélisation participative".

Nous avons pu étudier les IR à la fois sur le plan technique et sur le plan des visions. Pour le plan technique, le but était de produire des modèles plus représentatif ("participation à la modélisation."), un modèle conceptuel a été réalisé de manière itérative avec les parties prenantes à partir du formalisme graphique de l'outil OMEGAlpes. Cela a permis aux parties prenantes et aux modélisateurs de mieux comprendre les installations en amont de la réalisation des modèles quantitatifs. Sur le plan des visions, des entretiens semi-directifs et la méthode de *Rich Picture* ont été réalisés pour comprendre les imaginaires liés à la flexibilité dans les IR. Un modèle ARDI est également en cours de réalisation dans les installations, afin de confronter notre compréhension de l'organisation au sein du système socio-énergétique avec le vécu des parties prenantes. Aussi, des ateliers participatifs mobilisant des pratiques de jeux sérieux ont été créés permettant de mettre en avant les pratiques non-technologiques de flexibilité au sein des IR. De cette démarche, on en retient la difficulté à impliquer toutes les catégories des parties prenantes et à faire voir le volet non-technologique. Un co-bénéfice pour la modélisation quantitative est la compréhension fine des IR qu'a nécessité à la création des ateliers participatifs. Le processus mis en place est encore en construction et réflexion sur le temps long, le projet n'ayant initialement pas nécessairement envisagé une implication forte des parties prenantes. Ce processus de MEP illustre qu'il n'existe pas une unique séquence de méthodes.

5. CONCLUSION

Cet article présente différentes méthodes et processus de modélisation énergétique participative qui peuvent être mobilisés afin de prendre en compte les perspectives de parties prenantes non-expertes, pratiques ayant de nombreux intérêts pour faire face à la complexité des enjeux autour des systèmes énergétiques (e.g. incertitudes, valeurs contestées). Sans être exhaustif, cet inventaire a vocation à servir de point d'entrée pour la communauté vers les pratiques de participation.

This research has been funded by the European Union's Horizon Europe Programme (2021–2027) under the Framework Programme for Research and Innovation through the project FlexRICAN (Grant Agreement No 101131516).

6. BIBLIOGRAPHIE

Bale, Catherine. 2018. Participatory Modelling: A Review of Applications in Energy Whole-Systems Modelling to Support Decision Making.

Bazilian, Morgan, Andrew Rice, Juliana Rotich, et al. 2012. « Open source software and crowdsourcing for energy analysis ». Energy Policy, Special Section: Fuel Poverty Comes of Age: Commemorating 21 Years of Research and Policy, vol. 49 (octobre): 149-53. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.06.032.

Campfens, Jair K. E. K., Mert Duygan, et Claudia R. Binder. 2025. « A review of participatory modelling techniques for energy transition scenarios ». Advances in Applied Energy 17 (mars): 100215. https://doi.org/10.1016/j.adapen.2025.100215.

Fabre, Michel. 2024. « Vous avez dit Wicked philosophy ? Intérêts et limites d'un courant de recherche pour une éducation au politique dans un monde problématique ». Phronesis 13 (3): 128-42.

Lombardi, Francesco, Diana Süsser, Frauke Wiese, Johan Lilliestam, et Stefan Pfenninger. 2025. « Open Models Are Not Enough. Advancing Energy System Modelling Towards Practical Usefulness ». In Modelling the Energy Transition. Palgrave Macmillan, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-69031-0_9.

Lund, Henrik, Finn Arler, Poul Alberg Østergaard, et al. 2017. « Simulation versus Optimisation: Theoretical Positions in Energy System Modelling ». Energies 10 (7): 840. https://doi.org/10.3390/en10070840.

McGookin, Connor, Brian Ó Gallachóir, et Edmond Byrne. 2021. « Participatory methods in energy system modelling and planning – A review ». Renewable and Sustainable Energy Reviews 151 (novembre): 111504. https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111504.

McGookin, Connor, Diana Süsser, Georgios Xexakis, et al. 2024. « Advancing participatory energy systems modelling ». Energy Strategy Reviews 52 (mars): 101319. https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101319.

Sassenou, Louise-Nour, Lorenzo Olivieri, Grégory Kotnarovsky, Danila Longo, et Francesca Olivieri. 2025. « Companion modelling for energy transition: A participatory approach to design positive energy districts in Mediterranean cities ». Energy Research & Social Science 127 (septembre): 104175. https://doi.org/10.1016/j.erss.2025.104175.

Sgouridis, Sgouris, Christian Kimmich, Jordi Solé, Martin Černý, Melf-Hinrich Ehlers, et Christian Kerschner. 2022. « Visions before models: The ethos of energy modeling in an era of transition ». Energy Research & Social Science 88 (juin): 102497. https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102497.

Vågerö, Oskar, Koen van Greevenbroek, Aleksander Grochowicz, et Maximilian Roithner. 2025. « Exploring near-optimal energy systems with stakeholders: a novel approach for participatory modelling ». arXiv:2501.05280. Prépublication, arXiv, mars 13. https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.05280.

Varenne, Franck. 2008. « Epistémologie des modèles et des simulations ». In Les modèles, possibilités et limites, édité par Jean-Michel Levy. Les modèles, possibilités et limites. Editions Matériologiques. https://hal.science/hal-00674144.

Voinov, Alexey, Karen Jenni, Steven Gray, et al. 2018. « Tools and methods in participatory modeling: Selecting the right tool for the job ». Environmental Modelling & Software 109 (novembre): 232-55. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.08.028.

Application of machine learning to predict window state based on a summer field campaign in four dwellings

Mathilde Hostein*[1, 2, 3], Bassam Moujalled[1], Marjorie Musy[1], Mohamed El Mankibi[2]

[1] Cerema, BPE Research Team,
38081 L'Isle d'Abeau, France
[2] Univ. Lyon, ENTPE, Ecole Centrale de Lyon, CNRS, LTDS, UMR 5513,
69518 Vaulx-en-Velin, France
[3] Current affiliation: Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
38400 Saint-Martin-d'Hères, France
***mathilde.hostein@cstb.fr**

RESUME. En été, les occupants ajustent les équipements de leur logement, tels que les fenêtres, afin d'assurer leur confort. Cet article vise à évaluer l'impact de ces ajustements sur l'environnement intérieur et à modéliser le comportement de différents ménages vis-à-vis des fenêtres, à partir des données collectées lors d'une campagne de mesures menée à l'été 2022 dans quatre logements français. Les états des fenêtres sont modélisés à l'aide de quatre algorithmes d'apprentissage automatique : arbres de décision (DT), forêts aléatoires (RF), arbres à gradient boosté (GBT) et réseaux neuronaux artificiels (ANN). Les résultats montrent que les quatre ménages ont des comportements différents en matière d'utilisation des fenêtres. Les ANN fonctionnent bien même lorsqu'ils sont entraînés uniquement avec des variables extérieures et contextuelles, avec une précision, un rappel et un F1 score de 90,5%, 74,8% et 77,4 % respectivement. Ces variables sont facilement obtenues, ce qui rend le modèle prometteur pour une application pratique, telle que l'intégration des usages dans des simulations de bâtiment.

MOTS-CLÉS : Usage des fenêtres, Instrumentation in-situ, Modèles basés sur les données

ABSTRACT. In summer, occupants adjust the equipment in their homes, such as windows, to ensure their comfort. This article thus aims to evaluate the impacts of these adjustments on indoor environment and to model window-related behaviour of various households, using data collected during a field measurement campaign deployed in the summer of 2022 in four French dwellings. Windows states are modelled using four machine learning algorithms: decision trees (DT), random forests (RF), gradient-boosted trees (GBT) and artificial neural networks (ANN). The results show that the four households have different window use behaviours. ANNs perform well even when trained with only contextual and outdoor environmental variables, with an accuracy, recall and F1 score of 90.5%, 74.8% and 77.4% respectively. These variables are easy to obtain, making the model promising for practical applications, such as incorporating behaviours into building performance simulations.

KEYWORDS : Window use, Onsite monitoring, Data-driven models

1. INTRODUCTION

Windows are an essential building component, and their use has a major impact on the indoor environment and energy consumption, in particular during summer (Jara-Baeza et al. 2025). Occupant behaviour (OB) is identified as one of the main reasons for performance gap, i.e. the difference between observations and simulations (Harputlugil and de Wilde 2021). As a result, **OB models are being developed to be incorporated into building performance simulations.** OB can be modelled using scenarios or deterministic rules, statistical or stochastic models, agent-based models or data-driven models (Carlucci et al. 2020; Li et al. 2019).

Data-driven models rely on empirical data to develop predictive models. Machine Learning (ML) and deep learning methods are identified by Carlucci et al. (2020) as being particularly promising for practical applications. Dai et al. (2020) review studies using machine learning to predict occupancy and window use in smart buildings. They recommend testing several models on the same database to find the best one for the target case.

In recent years, several studies have used data-driven approaches to model window-related occupant behaviour. Most studies on windows are limited to modelling a binary state (open/closed), due to the simplicity of the change-of-state sensors commonly used. D'Oca and Hong (2014) used Logistic Regression (LR) combined with cluster analysis then association rules mining to find window opening patterns in 16 German office rooms, and group them into user profiles. Barthelmes et al. (2017) used Bayesian Networks (BN) to model the window openings and closings of a Danish residential dwelling. Markovic et al. (2018) trained an Artificial Neural Network (ANN) to model windows states in an office building located in Germany. In order to apply the developed model to other contexts, its performance is evaluated on data collected in two other office buildings located respectively in another German city and in the United States. Sun et al. (2019) generated behavioural profiles using association rule mining, after LR and cluster analysis to build window-opening duration models on data collected in 10 offices of a Chinese city. Bavaresco et al. (2022) trained ANNs on data from 5 Italian offices, in order to make recommendations for field measurement campaigns aiming to build window state models. Campagna et al. (2024) constructed 15 types of daily window opening profiles using k-means clustering based on data measured in 76 French dwellings during an entire summer.

Some studies compared the performance of different data-driven models. Markovic et al. (2017) tested several machine learning methods to predict the state of windows in a German office building, including Support Vector Machine (SVM) algorithms, random forest (RF) and their combination with a dynamic BN. Results show that RF performs best. Mo et al. (2019) compared the eXtreme Gradient Boost algorithm (XGBoost) with LR on data collected from six Chinese apartments. They found that the first method was superior. Pan et al. (2019) used the Gaussian distribution model to predict windows states in a Chinese office building. They estimated that the results of this model were 9.5% more accurate than those of LR. Wei et al. (2019) proposed an ANN to predict the windows states in 5 individual offices of a building located in China. Comparing it with a LR model and a Markov model, they find that ANN predicts window states more accurately and allows better interpretation of highly correlated factors. Using data measured in 23 Korean homes, Park et al. (2021) employed six machine learning algorithms to model windows states and to compare them with LR, including K-Nearest Neighbour (KNN), two types of decision tree (DT), RF, ANN and SVM. KNN is the best performing, followed by RF. Liu et al. (2022) used data collected in 7 Chinese dwellings, and found that RF algorithm had better prediction compared to LR and DT. Payet et al. (2022) used DT, RF and BN to model the level of louver opening and ceiling fan in an open-plan office in La Réunion island. They find that RF performs slightly better than the two other models. Kim and Park (2023) use explainable artificial intelligence to analyse individual preferences and behavioural drivers influence, and compare LR and XGBoost on with data collected in 12 dwellings in South Korea.

Data-driven approaches are therefore increasingly used to model occupants' window-related behaviour, showing promising results. However, most of the data is collected in offices. The majority of models thus apply only to this context, and cannot be applied to residential buildings, where occupant

behaviour tends to be more complex. The climatic context is also significant, as it can have a major impact on habits. **The originality of our study lies in its focus on the French residential context, with outdoor and indoor measurements of hygrothermal variables as well as several pollutants.** It is indeed difficult to collect data in occupied dwellings, where privacy requirements limit the acquisition of data (Harputlugil and de Wilde 2021). **This article aims to compare four data-driven models for predicting window state using data collected in four French dwellings during the summer of 2022.**

2. METHODOLOGY

2.1. DATA COLLECTION AND PREPARATION

A field measurement campaign was conducted during the summer 2022. Four dwellings in the south-east of France were monitored (10-minutes time step): three apartments in the same building and one individual house. Indoor and outdoor sensors measured hygrothermal (T, HR) variables and pollutants (CO_2, VOC, $PM_{2.5}$), as well as windows states. Other outdoor measurements cover direct and global irradiation, and wind speed and direction. The methodology used to collect and process the data is described in (Hostein et al. 2023).

In addition to the environmental data measured indoors and outdoors, five contextual variables were added to training datasets: heatwave (HW) alert, weekday, time of day, room and dwelling. HW alert is a binary variable which allows to identify if a HW has been declared by French health authority at the time of the action (Santé Publique France, n.d.).

Six datasets were created from these variables to train the window use models (Table 1). Dataset 1 contains all variables but is smaller, as not all variables were measured in all rooms and throughout the entire period. In contrast, dataset 6 contains only contextual and hygrothermal outdoor variables. This will allow us to verify which input variables are necessary to achieve good model performance.

Dataset	1	2	3	4	5	6
Indoor hygrothermal variables	X	X	X	X		
Indoor pollutants	X	X				
Outdoor hygrothermal variables	X	X	X	X	X	X
Outdoor pollutants	X	X	X		X	
Other outdoor variables	X		X		X	
Contextual variables	X	X	X	X	X	X
Number of observations	121 397	164 711	181 845	309 860	198 743	397 813

Table 1 : Datasets created according to input variables.

2.2. DATA ANALYSIS

After processing the data, data-driven models for predicting window state are built using Scikit-learn library. They are supervised classification model as the variable to be predicted is the state of the window, which is a binary variable (open/closed). To train and evaluate the performance of the model, data from each dataset are separated in a stratified way into two subsets: 70% for training and 30% for testing (holdout method). After training, model performance is evaluated on the test set using three metrics: accuracy, recall and F1 score.

Windows states are modelled using four ML methods: DT, RF, GBT and ANN. A Decision Tree (DT) is a non-parametric supervised learning algorithm. It is a sequence of junctions leading to the

prediction of a target variable. Ensemble methods such as random forests or gradient-boosted trees, use multiple decision trees to avoid overfitting. A Random Forest (RF) is composed of several decision trees individually trained on slightly different data samples. It predicts the decision of the majority of these trees. With a gradient-boosting method, trees are trained one after another according to the errors of their predecessor. As the number of observations exceeds ten thousand, the histogram-based Gradient Boosting Tree (GBT) is recommended over the classic Gradient Boosting by the scikit-learn library. Finally, an Artificial Neural Network (ANN) consists of a layer of input neurons and a layer of output neurons, connected by several non-linear hidden layers. Data are scaled to train this model as multi-layer perceptron is sensitive to feature scaling. Model hyperparameters are optimized on dataset 1 by keeping the values for which each model performs best.

3. RESULTS

The model hyperparameters are optimized on dataset 1. For DT, the maximum depth of the tree and the minimum number of samples required to be at a leaf node are tested. Their optimal values are respectively 11 and 1. They are kept identical for RF and GBT, which are ensemble methods based on the same decision trees. For RF, the number of trees in the forest is set at 100, as F1 score no longer increases above this value. Similarly, the number of boosting stages for GBTs is set to 170. Finally, two configurations are tested for ANNs: one or two hidden layers, each composed of 1 to 9 tens of neurons. The optimal configuration consists of two hidden layers, with 50 and 30 neurons, respectively.

Models with optimal hyperparameters are then trained and evaluated on the six datasets. The accuracy, recall, and F1 score of each data-driven model are presented in Figure 1.

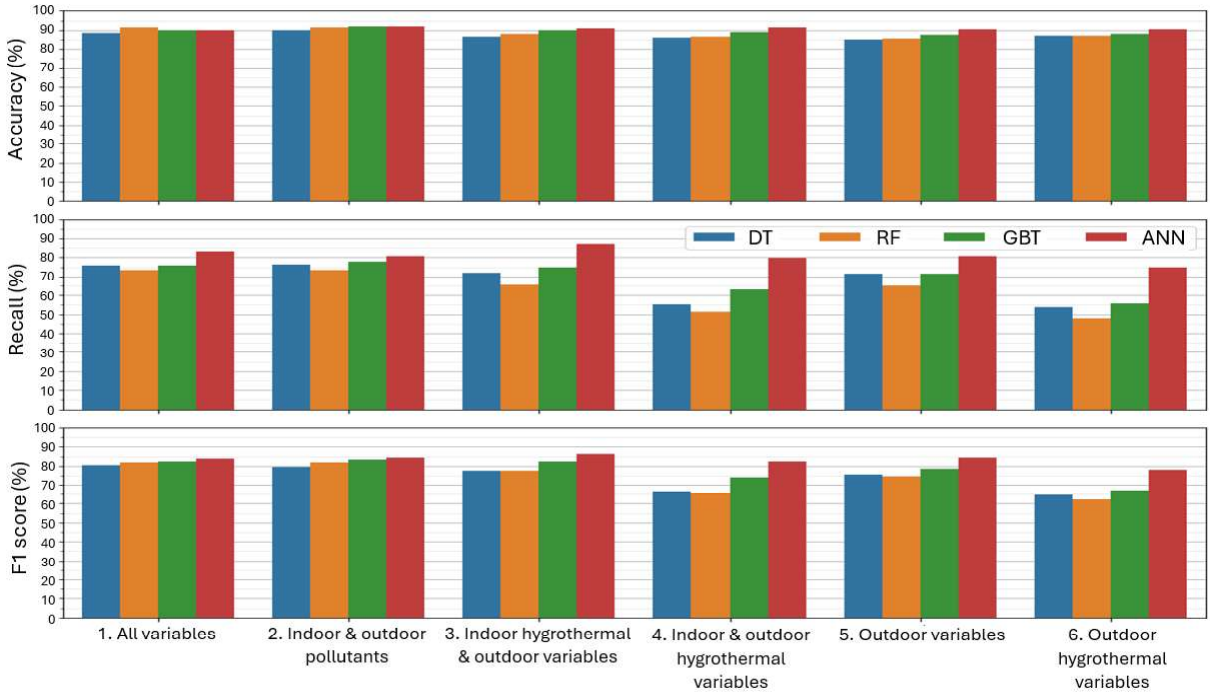


Figure 1. Performance metrics of the 4 data-driven models tested on the 6 datasets

The four types of models trained on our data can be considered performant. Accuracy is always higher than 84.9%. These results are similar to other studies modelling window state, since Liu et al. (2022) obtain 86.3 % for accuracy and Payet et al. (2022) achieve an F1 score of 80% with DTs. For

RFs, Markovic et al. (2017) reach an accuracy of 89% and a recall of 65%, Liu et al. (2022) an accuracy of 98.9% and Payet et al. (2022) an F1 score of 82%. We were able to obtain the equivalent of two of these studies for datasets containing the most input variables. Using the XGBoost algorithm, which is a GBT model, Mo et al. (2019) attain an accuracy between 80.7 and 82.6%, a recall between 80.1 and 81.4% and an F1 score within 80.1 and 81.1%. Also using XGBoost, Kim and Park (2023) achieve an accuracy higher than 98.6% for each dwelling, which is above our values. Our results show better performance than Wei et al. (2019) whose ANNs have an accuracy between 73.2 and 79.5%. Markovic et al. (2018) obtained accuracy values between 85 and 91%, recall between 35 and 63% and F1 score between 50 and 73% for the test phases.

We therefore achieve accuracy, recall and F1 score values that are similar to or better than those of most other studies using machine learning to predict window state, but only when multiple input variables are included. Specifically, we observe that models trained on datasets 1 and 2, which include indoor pollutants, perform better than those trained on datasets with fewer variables. Recall and F1 score seem to decrease with the loss of input data. This decline of performance is greater for the first three types of tree-based models. F1 score remains above 62.3% in this case, but recall drops to 48.0% for random forests. Random forests perform worse than a single decision tree, which may be attributed to overfitting. A pattern of high accuracy combined with low precision is observed, which may be attributed to class imbalance in the window operation data, even if data are split in a stratified way, potentially leading to a high number of false positives. It would be beneficial to extend the instrumentation campaign to obtain more measurements with windows in the open state. ANNs maintain a strong F1 score, which does not fall below 77.9%. Recall also remains above 74.8%. **It is interesting to notice that performant window state models can be trained with only contextual and outdoor environmental data.** Indeed, it is not always possible to monitor inside dwellings. Figure 2 compares the outputs of the four models with the observed window states in the master bedroom of dwelling C.

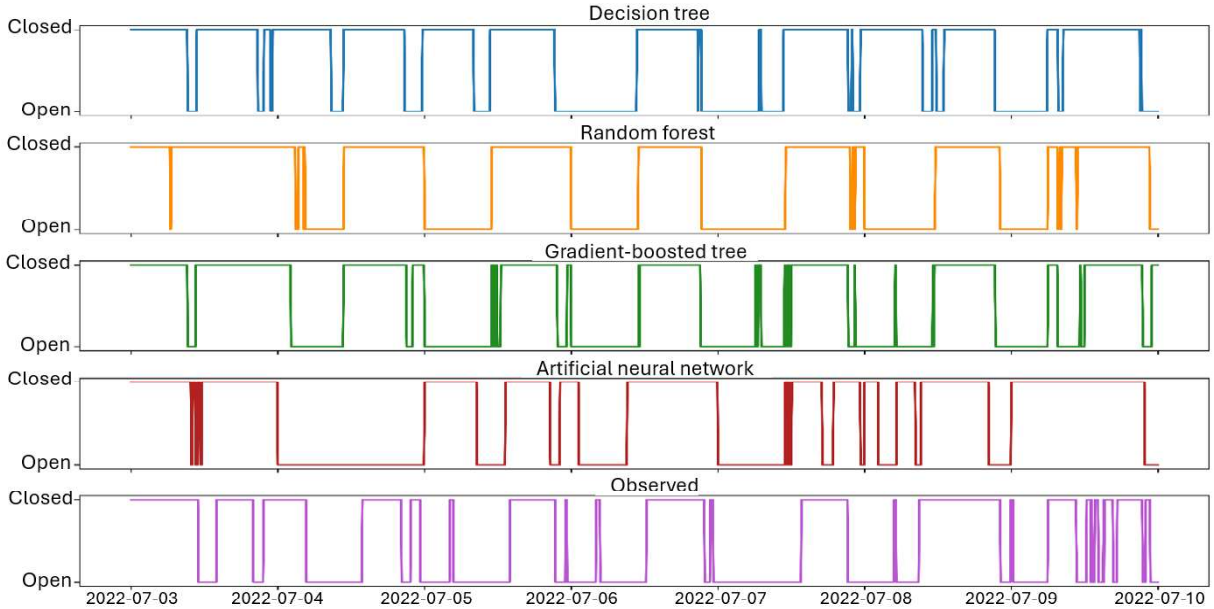


Figure 2. Window states observed and predicted by the four data-driven models in the master bedroom of dwelling C with only the contextual and outdoor hygrothermal variables given as inputs

Household C opens the bedroom window for very long periods, starting at the beginning of the night and lasting until the end of the morning. At the end of the week, the window is opened very frequently

for short periods. The Figure shows that long opening periods are fairly well represented, whereas the models have difficulty reproducing short openings and closures. For this week in this room and dwelling, the gradient-boosted tree provides a closer approximation of actual behaviour. However, the models capture behavioral trends even though they have only been trained with contextual and outdoor hygrothermal variables as inputs. These are therefore the models with the lowest recall and F1 scores, ranging respectively from 48.0% to 74.8% (recall), and from 62.3% to 77.9% (F1 score). This is an example from one room and one week, and therefore cannot be generalized, but it does allow us to visualize the type of output that the four types of model can give us. Metrics calculated over the whole test dataset are more representative of model performance.

4. DISCUSSION

With the exception of dwellings with domotics, occupants are unable to operate windows when they are away. Presence can therefore be considered a necessary condition for a window state change. As our monitoring did not provide access to the occupant's presence, we used CO_2 level instead, which is an indicator of confinement. However, it would be interesting to use household presence (observed or modelled) directly as an input variable for window use models. This is also recommended by Haldi and Robinson (2009) and Dai et al. (2020). The window's previous state could also be an interesting predictive variable to include.

Other data preparation steps could be added, such as the transformation of the predictive variables. In addition, it would be interesting to start with feature selection to identify the most influential variables. In future work, it would also be valuable to explore data balancing techniques, such as resampling or class weighting methods, to address class imbalance and potentially enhance the predictive performance of the models. Finally, hyperparameters were optimized manually for dataset 1. It would be interesting to use automated tools on all datasets to ensure that sufficient optimization has been achieved.

The four dwellings surveyed are inhabited by households with very different behaviours towards windows. However, it is not possible to generalize, as the sample is not large and diverse enough to be representative. Data-driven models are built for a specific case. The applicability of these models to other contexts is thus questionable. It could be interesting to evaluate the performance of these models on other databases. This could enable us to assess the generalizability of these models, i.e. their ability to make robust predictions on new data.

During the field measurement campaign carried out in this study, several indoor and outdoor environmental variables were measured. They influence occupants' perception of hygrothermal conditions and IAQ. However, other factors can impact their use of windows. These include acoustic and visual comfort, as well as security and privacy needs. It would be interesting to make additional measurements to take these other factors into account. However, instrumentation then becomes increasingly intrusive and may not be accepted in the residential context.

One can also wonder whether data-driven approaches are sufficient to consider OB in a holistic way. It is indeed difficult to measure absolutely everything. Approaches in the human and social sciences offer theories of decision-making that can be integrated into agent-based models. The challenge then is to translate qualitative results from occupants' statements into quantitative behavioural models. The

advantage of data-driven approaches is that they remove the bias associated with occupant self-reporting, which may differ from observations. An interdisciplinary analysis of occupant behaviour is thus particularly relevant.

5. CONCLUSIONS

Window states are modelled using four types of data-driven models: decision trees, random forests, gradient-boosted trees and neural networks. All models achieve an accuracy greater than 84.9%. Recall and F1 score of the first three tree-based methods decrease when fewer variables are given as input. Neural networks perform best, and do not seem to be much affected by the removal of input variables. It is thus possible to model window state thanks to an ANN with only contextual variables and outdoor temperature and humidity, achieving an accuracy, recall and F1 score of 90.5%, 74.8% and 77.4% respectively. These variables are easy to obtain, making the model promising for practical applications, such as incorporating behaviours into building performance simulations. This work applies machine learning methods to predict the state of windows in a French residential context. The performance indicators are of the same order of magnitude as similar studies applied to different contexts or climates.

6. BIBLIOGRAPHY

Barthelmes, Verena M., Yeonsook Heo, Valentina Fabi, and Stefano P. Corgnati. 2017. 'Exploration of the Bayesian Network Framework for Modelling Window Control Behaviour'. *Building and Environment* 126 (December): 318–30. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.10.011.

Bavaresco, Mateus, Ioannis Kousis, Ilaria Pigliautile, Anna Laura Pisello, Cristina Piselli, and Enedir Ghisi. 2022. 'Are Years-Long Field Studies about Window Operation Efficient? A Data-Driven Approach Based on Information Theory and Deep Learning'. *Energy and Buildings* 268 (August): 112197. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112197.

Campagna, Kevin, Aurélie Foucquier, Anais Machard, Dorothée Charlier, and Monika Woloszyn. 2024. 'Data-Driven Approach to Construct Typical Window Behavior Profiles during Summer and Heat Waves: Insights from 76 Naturally Ventilated French Buildings'. Paper presented at 5th international conference on Comfort at the Extreme, Seville. November.

Carlucci, Salvatore, Marilena De Simone, Steven K. Firth, et al. 2020. 'Modeling Occupant Behavior in Buildings'. *Building and Environment* 174 (May): 106768. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106768.

Dai, Xilei, JunJie Liu, and Xin Zhang. 2020. *A Review of Studies Applying Machine Learning Models to Predict Occupancy and Window-Opening Behaviours in Smart Buildings*. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110159.

D'Oca, Simona, and Tianzhen Hong. 2014. 'A Data-Mining Approach to Discover Patterns of Window Opening and Closing Behavior in Offices'. *Building and Environment* 82 (December): 726–39. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.10.021.

Haldi, Frédéric, and Darren Robinson. 2009. 'Interactions with Window Openings by Office Occupants'. *Building and Environment* 44 (12): 2378–95. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2009.03.025.

Harputlugil, Timuçin, and Pieter de Wilde. 2021. 'The Interaction between Humans and Buildings for Energy Efficiency: A Critical Review'. *Energy Research & Social Science* 71 (January): 101828. https://doi.org/10.1016/j.erss.2020.101828.

Hostein, Mathilde, Bassam Moujalled, Marjorie Musy, and Mohamed El Mankibi. 2023. 'A Study of Indoor Environment and Window Use in French Dwellings Monitored during a Summer with Heatwaves'. October, 222–31.

Jara-Baeza, Felipe, Priyadarsini Rajagopalan, and Mary Myla Andamon. 2025. 'The Impact of Occupants' Window Opening Behaviour during Summertime Overheating in High-Rise Social Housing'. *Energy and Buildings* 330 (March): 115331. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.115331.

Kim, Sunghyun, and Cheol Soo Park. 2023. 'Quantification of Occupant Response to Influencing Factors of Window Adjustment Behavior Using Explainable AI'. *Energy and Buildings* 296 (October): 113349. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113349.

Li, Jun, Zhun (Jerry) Yu, Fariborz Haghighat, and Guoqiang Zhang. 2019. 'Development and Improvement of Occupant Behavior Models towards Realistic Building Performance Simulation: A Review'. *Sustainable Cities and Society* 50 (October): 101685. https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101685.

Liu, Yiqiao, Wen Tong Chong, Yijuan Cao, et al. 2022. 'Characteristics Analysis and Modeling of Occupants' Window Operation Behavior in Hot Summer and Cold Winter Region, China'. *Building and Environment* 216 (May): 108998. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108998.

Markovic, Romana, Eva Grintal, Daniel Wölki, Jérôme Frisch, and Christoph van Treeck. 2018. 'Window Opening Model Using Deep Learning Methods'. *Building and Environment* 145 (November): 319–29. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.09.024.

Markovic, Romana, Sebastian Wolf, Jun Cao, et al. 2017. 'Comparison of Different Classification Algorithms for the Detection of User's Interaction with Windows in Office Buildings'. *Energy Procedia*, CISBAT 2017 International ConferenceFuture Buildings & Districts – Energy Efficiency from Nano to Urban Scale, vol. 122 (September): 337–42. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.07.333.

Mo, Hao, Hejiang Sun, Junjie Liu, and Shen Wei. 2019. 'Developing Window Behavior Models for Residential Buildings Using XGBoost Algorithm'. *Energy and Buildings* 205 (December): 109564. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109564.

Pan, Song, Yiye Han, Shen Wei, et al. 2019. 'A Model Based on Gauss Distribution for Predicting Window Behavior in Building'. *Building and Environment* 149 (February): 210–19. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.12.008.

Park, Junseok, Bongchan Jeong, Young-Tae Chae, and Jae-Weon Jeong. 2021. 'Machine Learning Algorithms for Predicting Occupants' Behaviour in the Manual Control of Windows for Cross-Ventilation in Homes'. *Indoor and Built Environment* 30 (8): 1106–23. https://doi.org/10.1177/1420326X20927070.

Payet, Maareva, Mathieu David, Philippe Lauret, Manar Amayri, Stéphane Ploix, and François Garde. 2022. 'Modelling of Occupant Behaviour in Non-Residential Mixed-Mode Buildings: The Distinctive Features of Tropical Climates'. *Energy and Buildings* 259 (March): 111895. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111895.

Santé Publique France. n.d. 'Fortes chaleurs, canicule'. Accessed 30 September 2023. https://www.santepubliquefrance.fr/determinants-de-sante/climat/fortes-chaleurs-canicule.

Sun, Cheng, Ran Zhang, Steve Sharples, Yunsong Han, and Hongrui Zhang. 2019. 'Thermal Comfort, Occupant Control Behaviour and Performance Gap – A Study of Office Buildings in North-East China Using Data Mining'. *Building and Environment* 149 (February): 305–21. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.12.036.

Wei, Yixuan, Haowei Yu, Song Pan, et al. 2019. 'Comparison of Different Window Behavior Modeling Approaches during Transition Season in Beijing, China'. *Building and Environment* 157 (June): 1–15. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.04.040.

Validation and improvement of urban heat island modelling using field measurements

Mathilde Hostein*[1], Adrien Toesca[1], Anaïs Machard[1], Georgios Kyriakodis[1], Yannis Merlet[1]

[1] Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
24 rue Joseph Fourier, 38400 Saint-Martin-d'Hères, France
***mathilde.hostein@cstb.fr**

RESUME. L'Indicateur de Surchauffe des Bâtiments (ISB), développé à l'échelle de la France Métropolitaine, prend en compte l'effet d'Îlot de Chaleur Urbain (ICU) à l'aide d'Urban Weather Generator (UWG), paramétré individuellement pour chaque maille du territoire. Cet article se focalise sur la comparaison des températures urbaines simulées et mesurées dans plusieurs villes françaises (Bordeaux, Vanves, Paris, Nîmes, Alès et Grenoble). L'objectif est ainsi de modéliser de manière plus robuste l'effet de l'ICU. Les résultats montrent une surestimation des températures simulées, en particulier durant la nuit, ce qui suggère une représentation insuffisante des processus de refroidissement urbain. Cet effet est accentué en période de canicule. Une amélioration du paramétrage est donc proposée en minimisant les hauteurs de référence et de couche urbaine limite nocturne. L'ajustement des paramètres améliore grandement la représentation de l'ICU avec le logiciel UWG en comparaison aux mesures.

MOTS-CLÉS : Îlot de Chaleur Urbain, Données mesurées, Surchauffe de bâtiments, Urban Weather Generator

ABSTRACT. A building overheating indicator developed for France (ISB) takes into account the Urban Heat Island (UHI) effect using the Urban Weather Generator (UWG), configured individually for each urban grid. This article focuses on comparing urban temperatures simulated and measured in several French cities (Bordeaux, Vanves, Paris, Nîmes, Alès, and Grenoble). The aim is to model the UHI effect more robustly. The results show an overestimation of simulated outdoor temperatures, especially at night, suggesting that urban cooling processes are not adequately represented. This effect is accentuated during heat waves. An improvement in the parameterization is therefore proposed by minimizing the reference height and nighttime urban boundary layer height. Adjusting the parameters significantly improves the representation of the UHI with the UWG software compared to measurements.

KEYWORDS : Urban Heat Island, Measured-data evaluation, Building overheating, Urban Weather Generator

1. INTRODUCTION

Urban Weather Generator (UWG) is an open-source parametric tool with low computation time. It is mostly used to simulate temperature increases in urban districts compared to rural conditions, by modifying a weather file given as input to Building Performance Simulations (BPS) in urban settings.

This tool has been applied systematically across the entire French territory (Kyriakodis 2025) **to takes into account the Urban Heat Island (UHI) effect in the calculation of a building overheating indicator (ISB).** ISB has recently been developed to assess indoor overheating in all residential buildings in France (Merlet et al. 2025).

To ensure calculation precision, the UHI model is supplied with highly detailed urban datasets, and building components are generated using a building archetype methodology derived from French

National Building Database (BDNB) (CSTB 2024). However, the accuracy of the simulated urban temperatures remains strongly dependent on atmospheric parameters, which are based on default values.

As part of the RENOPTIM project, outdoor temperature measurements were collected during the summer of 2023 in several cities within three different climate zones, in both rural and urban context (CSTB et al. 2025). Other studies were conducted to validate the tool itself, with measurements taken in Toulouse and Basel (Bueno et al. 2013), Singapore (Bueno et al. 2014) and Abou Dabi (Bande et al. 2019). The aim of this study is not to validate the tool, but rather to refine the parametrization of some important parameters provided as default by the software.

To improve the accuracy of the simulations, two UWG key parameters were revised: the reference height and the nighttime urban boundary layer height, initially set to their default values. A complementary assessment is also conducted using data measured during the summer of 2021 in the Grenoble region (Foissard et al. 2024), to test the generality of the proposed improvement and confirm its contribution in a complex urban context.

2. METHODOLOGY

The work presented in this article focuses on comparing observed and simulated urban temperatures using UWG. This article therefore has two goals:

- to compare data measured during the summer of 2023 at RENOPTIM residences (observed data) with meteorological files simulated with the UWG default parameters (simulated data);
- to improve the UHI model by modifying the value of two atmospheric parameters and verifying that the proposed improvements are applicable to data measured in the Grenoble region during the summer of 2021.

2.1. DATA SOURCES

2.1.1. Observed rural data

Several Météo-France stations are used for rural weather data (Table 1). They are chosen because they provided at least air temperature, relative humidity, and global radiation data with no temporal gaps and because of their proximity to RENOPTIM residences. Data measured during the summer of 2023 at these stations is downloaded on Météo-France (2023). The data is then formatted into an EPW file.

RENOPTIM ID residence	MétéoFrance station	Distance between station and residence (km)
1 (Bordeaux centre)	Bordeaux-Merignac	8.46
8 (Vanves)	Paris-Montsouris	6.94
11 (Paris 11ème)	Paris-Montsouris	5.85
15 (Nîmes centre)	Nîmes-Courbessac	5.22
19 (Alès centre)	Nîmes-Courbessac	39.73

Table 1 : Near Météo-France stations for each studied RENOPTIM residence.

2.1.2. Simulated urban data

The entire territory is divided into square grids measuring 1000 meters per side (8254 grids). Most studies use a side length of 250 m; however, a value of 1,000 m was chosen here to limit the computation time. For urban grids, the UWG tool is used to produce an urban meteorological file by modifying the temperature and humidity of the observed rural file. The UHI model is parameterized for each grid based on detailed urban data and building archetypes derived from BDNB (Kyriakodis 2025). **In the rest of**

this article, simulated data refers to data simulated using UWG based on rural files constructed using data measured at Météo-France stations.

2.1.3. Observed urban data

The RENOPTIM measurement campaign collected indoor and outdoor data from 76 dwellings in 3 different climate zones during the summer of 2023 (CSTB et al. 2025). Low-cost weather stations measuring air temperature, relative humidity, and global radiation were installed on the roofs of 11 residences. Among these residences, five were in an UHI context (6.63m ≤ average building height ≤ 19.66m and 0.13 ≤ building density ≤ 0.30). **In the rest of this article, observed data refers to data measured during the summer of 2023 at these five RENOPTIM residences.**

To validate the proposed improvements in a different climate and with a higher-quality database, data measured in the Grenoble region during the summer of 2021 are used (Foissard et al. 2024). This database consists of 62 outdoor stations installed in the cities of Grenoble and Echirolles, 28 of which could be used in our study. In this case, the rural Météo-France station used for UWG is Le Versoud.

2.2. DATA ANALYSIS

2.2.1. Comparison of simulated and observed urban data

Three performance indicators are used in this article: the coefficient of determination (R^2), the normalized mean bias error (NMBE), and the coefficient of variation of the root mean square error (CV(RMSE)). R^2 is used to assess the model's ability to reproduce the variability of the measured data by quantifying the degree of correlation between simulated and observed values. NMBE provides information on the existence of systematic bias by indicating whether the model tends to overestimate or underestimate actual measurements. Finally, CV(RMSE) quantifies the average dispersion of the differences between simulated and measured values. Temporal representations are also used to facilitate data analysis and visualization.

2.2.2. Improvement of UHI model settings

Relevant studies were examined to identify the parameters that have a strong influence on UWG results (Bueno et al. 2013; David 2026; Hamdi et al. 2024; Lemercier 2019; Mao et al. 2017; Salvati et al. 2017; Toesca et al. 2022; Martinez et al. 2021). In addition to the urban morphology parameters, which are already calculated for each grid, 4 parameters are identified as highly influential (Table 2). However, they can be difficult to calculate directly, especially the two meteorological parameters, without detailed urban measurements. The default values were established by Bueno et al. (2013) for the city of Singapore. We therefore choose to variate them within a realistic range for three levels each. This systematic approach allows us to quantify the effect of each parameter and their interactions on simulation quality.

Abbreviation	Definition	Default value	Tested values
h_ubl2	Nighttime urban boundary layer height	80m	30, 50 & 80m
h_ref	Inversion height	150m	100, 150 & 200m
h_mix	Fraction of HVAC waste heat released to street canyon	1	0, 0.5 & 1
charlength	Urban characteristic length	1000m	250, 500 & 1000m

Table 2 : UWG settings studied.

This set of UWG simulation results is then compared to measurements to select the best settings based on R^2. The conclusions are indeed similar for all three metrics.

2.2.3. Validation using data from the Grenoble region

Finally, the optimal settings are validated using an independent dataset. Data measured in the cities of Grenoble and Echirolles during a different summer are used. The aim is to evaluate the model's performance under climatic conditions that are not correlated with those used for calibration, but similar urban characteristics (6.35m ≤ average building height ≤ 17.63m and 0.12 ≤ building density ≤ 0.30).

3. RESULTS

3.1. COMPARISON OF SIMULATED AND OBSERVED URBAN DATA

Figure 1 shows the correlation between simulated and observed temperatures for the five RENOPTIM residences in an urban context. The metrics show that, overall, the UHI model provides a satisfactory approximation of the observed temperatures, with coefficients of determination ranging from 0.72 to 0.91 and CV(RMSE) values between 6 and 11%. The biases remain low, although there are slight tendencies to overestimate values, particularly for the lowest temperatures.

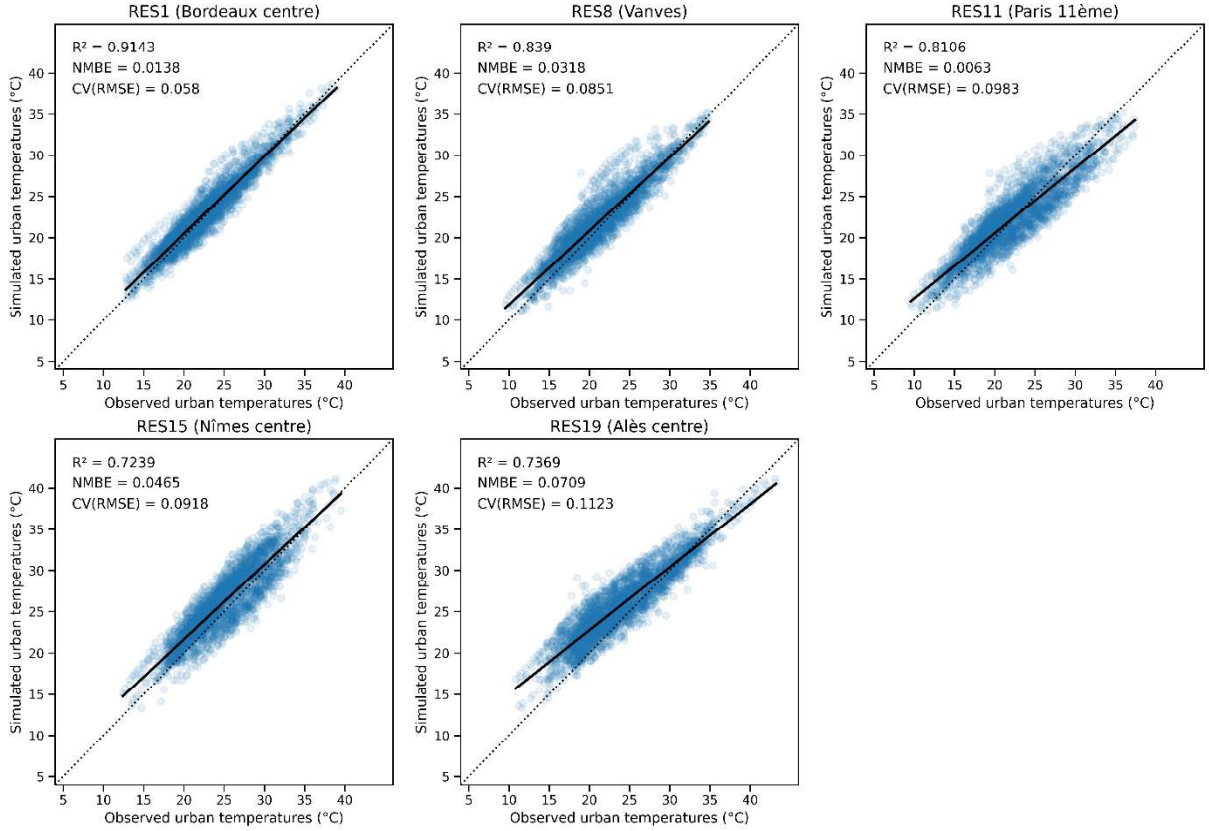


Figure 1. Comparison of simulated and observed urban temperatures by residence.

Figure 2 presents the average daily temperature profiles for all summer. It can be observed that the simulated average nighttime temperatures are significantly overestimated, between 1 and 4°C. For residence 15, the average temperatures at the end of the day are also overestimated, but this is because rural temperatures are higher than urban temperatures. For residence 11, daytime temperatures are significantly underestimated, but UWG is not expected to significantly alter temperatures over this period. The differences may also be due to the quality of the measured data.

In conclusion, results show an overestimation of simulated outdoor temperatures, particularly at night, suggesting an insufficient representation of urban cooling processes. The next step in this work will therefore focus on improving the UHI model.

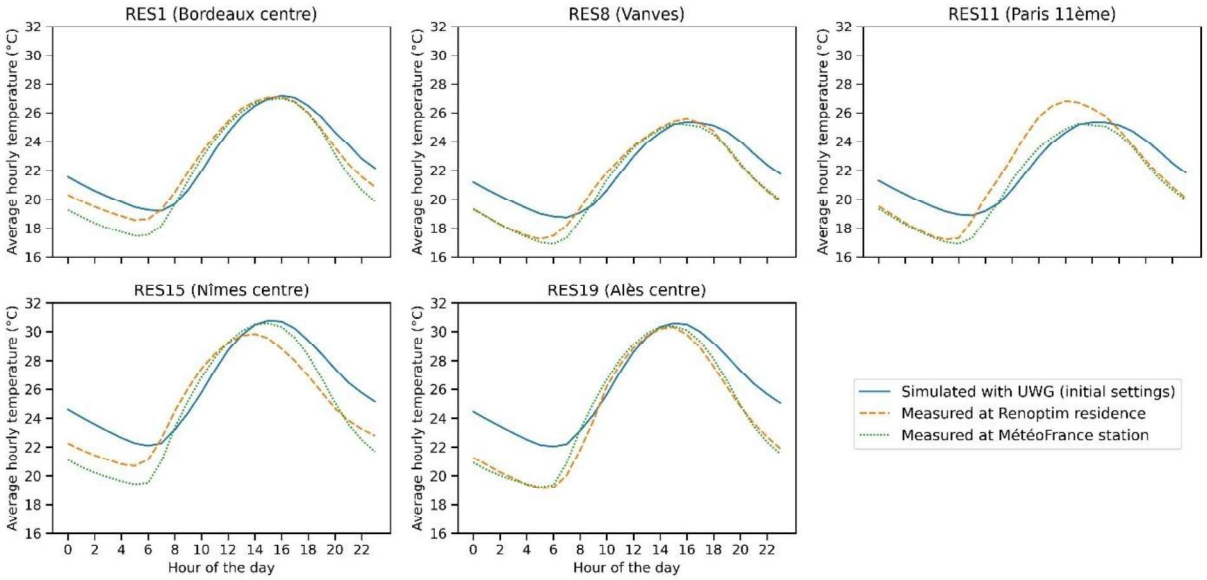


Figure 2. Average daily profiles of simulated urban temperatures (blue line), observed urban temperatures (orange dashes), and observed rural temperatures (green dotted line)

3.2. IMPROVEMENT OF UHI MODEL SETTINGS

Preliminary work based on R^2 distribution and ANOVA (not presented here) shows that the fraction of HVAC waste and the characteristic length do not seem to have a significant effect unlike the other two parameters in Table 2. Figure 3 shows the reference height and nighttime urban boundary layer height values that provide the best metrics for each residence.

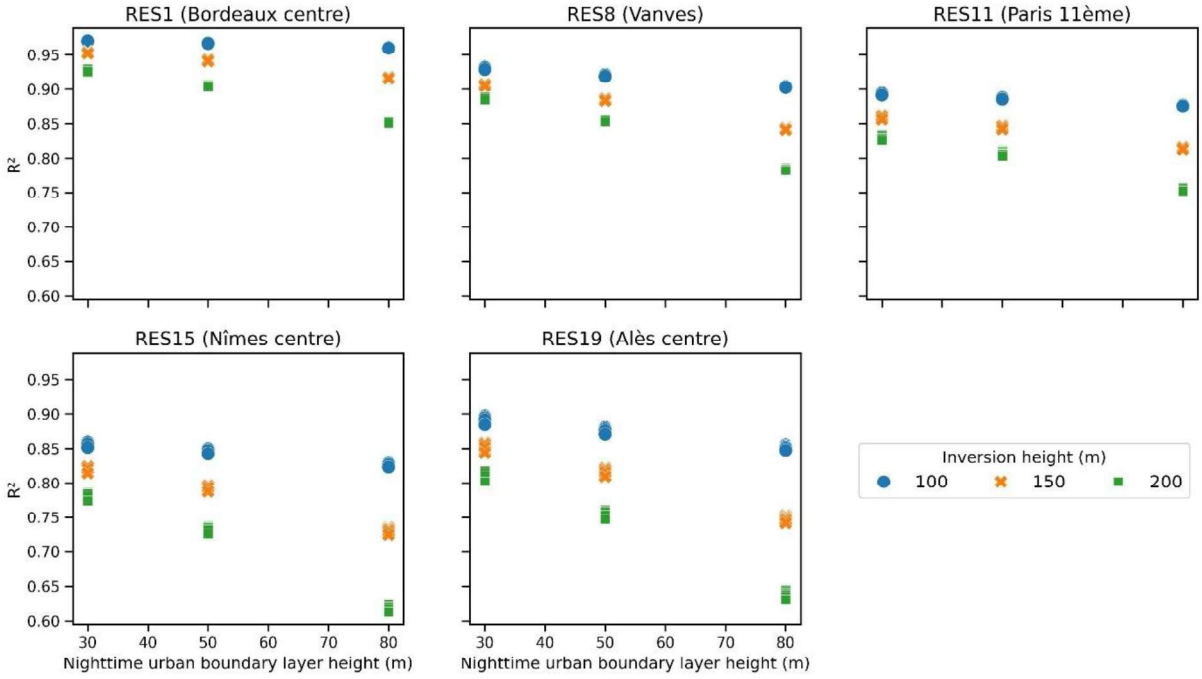


Figure 3. Impact of nighttime urban boundary layer and inversion heights on R^2 by residence

All residences show identical conclusions: **a configuration with minimum values for nighttime urban boundary layer and inversion heights greatly improves the results.** However, it is not physically realistic to reduce the values of these two parameters any further. For the rest of the work, a reference height of 100m and a nighttime urban boundary layer height of 30m is used.

3.3. FINAL EVALUATION

By applying the new settings to the grids of the five residences studied, a clear improvement is observed for all residences (Table 3). Performance indicators show good overall results, with R^2 values exceeding 0.85, NMBE values below 5%, and CV(RMSE) values below 8%.

RENOPTIM ID residence	Old settings			New settings		
	R^2	NMBE	CV(RMSE)	R^2	NMBE	CV(RMSE)
1 (Bordeaux centre)	0.91	1.4 %	5.8 %	0.97	-0.4 %	3.5 %
8 (Vanves)	0.84	3.2 %	8.5 %	0.93	1.1 %	5.7 %
11 (Paris 11ème)	0.81	0.6 %	9.8 %	0.89	-1.2 %	7.4 %
15 (Nîmes centre)	0.72	4.7 %	9.2 %	0.85	1.9 %	6.7 %
19 (Alès centre)	0.74	7.1 %	11.2 %	0.88	4.4 %	7.4 %

Table 3 : Performance indicators evolution.

To visualize the improvements, Figure 4 shows temperatures evolution over one heat wave week at residence 1. New settings lower average nighttime temperatures. Since the main problem in the initial simulations was due to nighttime overestimations, it is consistent that the performance indicators have improved significantly.

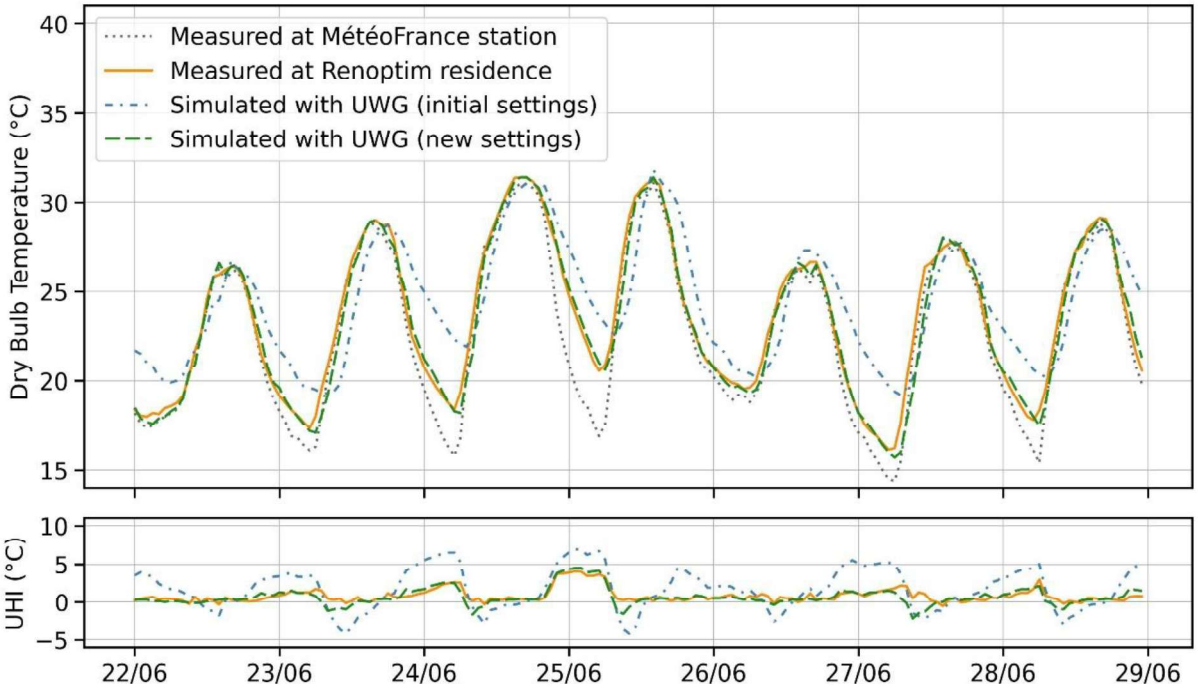


Figure 4. Temperature evolution before and after UWG parameter improvements for residence 1 (Bordeaux city center) during a one heat wave week.

The simulated data remain slightly overestimated at night. During the day, there is little change for residences 1, 15, and 19, but an improvement is observed for residences 8 and 11. Finally, the average UHI is ultimately overestimated by less than 0.5°C, except for residence 19, where this value reaches 1.07°C, which still represents an improvement over the first version at 1.7°C.

The proposed improvements are then applied to data measured in the Grenoble region during the summer of 2021, to validate conclusions on an independent dataset (28 measurement points). It can be seen that the proposed setting modification based on the RENOPTIM data also greatly improves the results for the Grenoble data (Figure 5). However, the average nighttime summer UHI values are much tighter with the simulations (Figure 6), losing the diversity of urban contexts compared to observations.

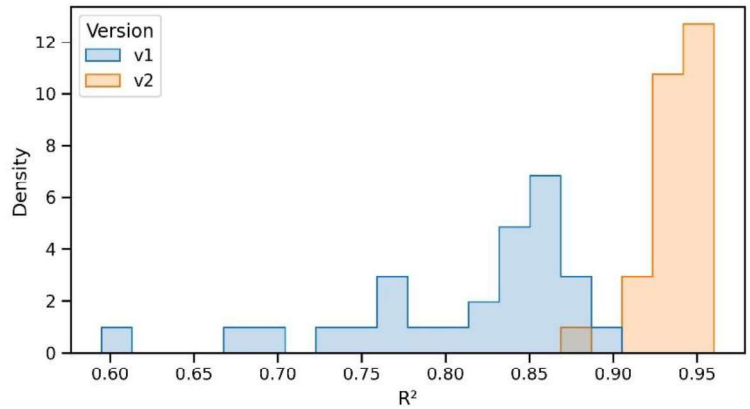


Figure 5. R² distribution according to the version of parameters used for UWG.

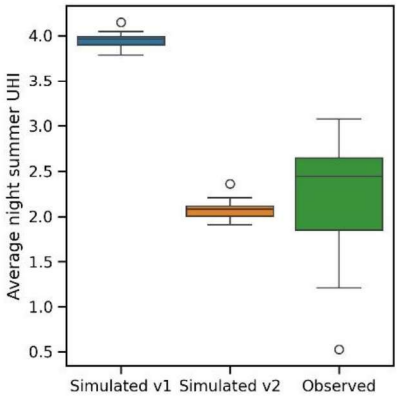


Figure 6. Average night summer UHI across Grenoble region

The R² distribution is fairly spread out with v1, with values between 0.6 and 0.9. The v2 distribution is much more centred, with values always above 0.85 (mostly between 0.9 and 0.95). The observations are similar for the CV(RMSE). The NMBE is greatly reduced and approaching zero, which is consistent with the reduction in nighttime overestimations.

4. DISCUSSION

There are several limitations to our study. One of the main limitations is related to the low quality of the data collected at RENOPTIM residences, which is why another higher-quality database is used for validation. Furthermore, UWG takes very little account of the impact of vegetation. For grids adjacent to parks or city borders, it may be necessary to improve the model's ability to account for vegetation. UWG also assumes that the minimum wind speed is 1 m/s in order to avoid numerical problems with excessively low speeds. It would be useful to assess the frequency of occurrence of such conditions.

Finally, to reduce nighttime overestimations, we minimised the reference and nighttime urban boundary layer heights. However, when the latter is reduced, the temperature difference between 2 and 10 m increases. As measurements are taken on the roofs of residences, the height may differ. In addition, for nationwide application, minimum heights conditions related to mean building height are added to avoid the risk of still being influenced by buildings. Ideally, these values should be calculated dynamically, as constants across France are not automatically appropriate. David (2026) developed an improvement to UWG that dynamically calculates the nighttime urban boundary layer height.

5. CONCLUSION

Comparison between simulated and observed urban temperatures at five RENOPTIM residences shows an overestimation of simulated outdoor air temperatures, particularly during the nighttime period, suggesting an insufficient representation of urban cooling processes. An improvement is therefore proposed by minimizing the inversion and nighttime urban boundary layer heights. This greatly improves the results at RENOPTIM stations. These conclusions are verified 28 measurement points in the Grenoble region.

These results show that adjusting the parameters significantly improves the representation of the UHI in the ISB methodology and, consequently, the relevance of the national overheating indicator. A second version of the ISB calculation has therefore been carried out using the new settings and will soon be available on GoRenove, with a reduction to 500m grid size instead of 1000m.

6. BIBLIOGRAPHY

Bande, Lindita, Afshin Afshari, Dina Al Masri, et al. 2019. 'Validation of UWG and ENVI-Met Models in an Abu Dhabi District, Based on Site Measurements'. *Sustainability* 11 (16): 16. https://doi.org/10.3390/su11164378.

Bueno, Bruno, Leslie Norford, Julia Hidalgo, and Grégoire Pigeon. 2013. 'The Urban Weather Generator'. *Journal of Building Performance Simulation* 6 (4): 269–81. https://doi.org/10.1080/19401493.2012.718797.

Bueno, Bruno, Matthias Roth, Leslie Norford, and Reuben Li. 2014. 'Computationally Efficient Prediction of Canopy Level Urban Air Temperature at the Neighbourhood Scale'. *Urban Climate* 9 (September): 35–53. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2014.05.005.

CSTB. 2024. 'Base de Données Nationale Des Bâtiments (National Building Database)'. https://bdnb.io/.

CSTB, USH, Profeel, and CEE. 2025. 'Renoptim - Rapport de Restitution Des Résultats de La Campagne Instrumentale'. Confort thermique d'été : campagne de mesure en logement collectif, été 2023.

David, Damien. 2026. 'Nighttime Urban Boundary Layer Height in the Urban Weather Generator: Analysis and Dynamic Modelling'. *Urban Climate* 65 (February): 102797. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2026.102797.

Foissard, Xavier, Sandra Rome, Sylvain Bigot, Emilie Rousset, and Anne-Cécile Fouvet. 2024. 'A New High Spatial Density Temperature Dataset in the Grenoble Alpine Valley (France) for Urban Heat Island Investigation and Climate Services Dedicated to Municipalities Purposes'. *Data in Brief* 55 (August): 110553. https://doi.org/10.1016/j.dib.2024.110553.

Hamdi, Hiba, Laure Roupioz, Thomas Corpetti, and Xavier Briottet. 2024. 'Evaluation of the Urban Weather Generator on the City of Toulouse (France)'. *Applied Sciences* 14 (1): 1. https://doi.org/10.3390/app14010185.

Kyriakodis, Georgios. 2025. 'Automated Generation of Urban Weather Files for Building Energy Simulation'. Paper presented at ICU 2025, Îlots de Chaleur Urbain: Mesures, Impacts et Perspectives, Nice, France. April.

Lemercier, Cyril Andre Gilbert. 2019. 'Sensitivity Analysis of Urban Heat Island Parameters Based on Urban Weather Generator Model'. September 13. https://repositorio.unican.es/xmlui/handle/10902/16976.

Mao, Jiachen, Joseph H. Yang, Afshin Afshari, and Leslie K. Norford. 2017. 'Global Sensitivity Analysis of an Urban Microclimate System under Uncertainty: Design and Case Study'. *Building and Environment* 124 (November): 153–70. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.08.011.

Martinez, S., A. Machard, A. Pellegrino, K. Touili, L. Servant, and E. Bozonnet. 2021. 'A Practical Approach to the Evaluation of Local Urban Overheating– A Coastal City Case-Study'. *Energy and Buildings* 253 (December): 111522. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111522.

Merlet, Yannis, Adrien Toesca, Camille Bacon, Pascal Schetelat, Anais Machard, and Georgios Kyriakodis. 2025. 'A Simulation-Based Overheating Indicator for 20 Million Dwellings Nationwide'. Paper presented at CLIMA. February. https://hal.science/hal-04960739.

Météo-France. 2023. 'Données climatologiques de base - horaires'. Meteo Data Gouv, December. https://meteo.data.gouv.fr/datasets/donnees-climatologiques-de-base-horaires/.

Salvati, Agnese, Massimo Palme, and Luis Inostroza. 2017. 'Key Parameters for Urban Heat Island Assessment in A Mediterranean Context: A Sensitivity Analysis Using the Urban Weather Generator Model'. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 245 (October): 082055. https://doi.org/10.1088/1757-899X/245/8/082055.

Toesca, Adrien, Damien David, André Kuster, Michel Lussault, and Kévyn Johannes. 2022. 'An Urban Thermal Tool Chain to Simulate Summer Thermal Comfort in Passive Urban Buildings'. *Building and Environment* 215 (May): 108987. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108987.

Déploiement d'un module prédictif dédié au pilotage des dalles actives dans un bâtiment de bureau : retours d'expérience

Paul JALLET[1], Nicolas BLANCHET[2], Damien RUC[1]

[1] GA SAS, groupe GA Smart Building - Division R&D
33 Piste des Géants, 31400 Toulouse

[2] Equilab, groupe GA Smart Building
2806 Route de Baziège la Lauragaise, 31670 Labège

***** **jallet@ga.fr**

RESUME. L'utilisation des dalles actives comme système principal de diffusion thermique dans les bâtiments tertiaires demeure marginale en France, en partie à cause de la complexité du pilotage et de la régulation de ces systèmes, intrinsèquement moins réactifs que les solutions conventionnelles. Cet article présente le développement et l'expérimentation d'un module de contrôle prédictif dédié au pilotage des dalles actives dans un bâtiment de bureaux. La méthode repose sur des modèles calibrés par apprentissage automatique, associés à des prévisions météorologiques externes, afin d'anticiper les conditions de confort jusqu'à 48 heures à l'avance et d'ajuster la charge thermique en conséquence. L'objectif est de minimiser les écarts par rapport aux températures cibles tout en maitrisant la consommation énergétique. La solution a été déployée en conditions réelles durant l'année 2025 sur un ensemble de 4100 m² de bureaux équipés de dalles actives, dans le sud-ouest de la France.

MOTS-CLÉS : bâtiments tertiaires, dalles actives, contrôle prédictif (MPC)

ABSTRACT. The use of thermally activated building systems (TABS) as the main heating and cooling distribution method in office buildings remains limited in France, due to the complexity of controlling and regulating such systems, which are inherently less responsive than conventional solutions. This paper presents the development and experimental deployment of a model predictive control module dedicated to the operation of TABS in an office building. The method relies on machine-learning-based calibrated models combined with external weather forecasts to anticipate comfort conditions up to 48 hours in advance and adjust the thermal load accordingly. The objective is to minimize deviations from target temperatures while reducing energy consumption. The solution was deployed under real operating conditions in 2025 over a 4,100 m² open-plan office area equipped with TABS in southwestern France.

KEYWORDS: office buildings, TABS, model predictive control (MPC)

1. INTRODUCTION

Les enjeux de décarbonation des bâtiments neufs et d'adaptation au changement climatique, matérialisés en France par la réglementaire environnementale RE2020, bousculent la donne concernant le choix et le dimensionnement des équipements climatiques adoptés. Dans ce contexte, les éléments de structure thermiquement activés (TABS), en particulier les dalles actives béton réversibles, sont encore peu préconisés. Ils présentent pourtant des avantages en termes de régime de température d'eau et d'inertie thermique, permettant notamment de maximiser la contribution renouvelable du bilan énergétique à l'échelle du bâtiment et de maximiser l'effet de déphasage thermique en période estivale (Boydens, Helsen, Olesen, & Laverge, 2021). Parmi les freins identifiés au déploiement, figurent la complexité de mise en œuvre au stade construction, mais également la maitrise du confort et les difficultés de régulation face au peu de réactivité des dalles.

Ce constat est particulièrement vrai pour les bâtiments de bureaux neufs, où les apports internes et solaires impliquent des variations rapides de charge thermique à compenser et des gradients possiblement forts entre les différentes zones. Les stratégies de régulation de confort traditionnelles, en fonction de la température intérieure, sont vouées à l'échec dans ce contexte. Les alternatives basées sur des règles, par exemple en fonction d'évolution des conditions extérieures, s'avèrent complexes à ajuster aux conditions d'exploitation particulières de chaque site (Himpe, Vercautere, Boydens, & al., 2018).

Il existe donc une opportunité évidente pour des stratégies de pilotage plus avancées, en particulier le pilotage prédictif, ou MPC (Drgoňa, et al., 2020). Il s'agit d'exploiter un modèle permettant de prévoir le comportement thermique du système à contrôler dans son environnement, de manière à définir une stratégie de commande optimisée pour répondre à des critères de performance. Ce type de solution a prouvé sa capacité à optimiser le confort des occupants tout en réduisant significativement les dépenses énergétiques dans divers contextes (Serale, Fiorentini, Capozzoli, & al., 2018), y compris en conditions réelles dans un environnement impliquant des TABS (Svenne & Schmitz, 2021) (Gayeski, Armstrong, & Norford, 2012).

Néanmoins, le transfert de cette technologie au marché en est encore à ses balbutiements, du fait des contraintes élevées en termes d'adaptation au contexte, de robustesse et de technicité de maintenance (Boydens, Helsen, Olesen, & Laverge, 2021). Partant de ce diagnostic, la présente publication présente une solution MPC conçue pour répondre au contexte spécifique d'un bâtiment de bureau neuf, équipé de dalles actives et optimisé en dimensionnement pour répondre aux exigences de la RE2020. L'article décrit dans un premier temps le contexte, la problématique et la solution développée, puis propose une analyse des résultats obtenus sur une période de 6 mois d'exploitation au cours de l'année 2025.

2. CONTEXTE ET PROBLEMATIQUE

Le bâtiment NIWA est un bâtiment tertiaire de 5800 m² utiles, livré en janvier 2024 à Toulouse. Il est composé d'un rez-de-chaussée comprenant des lieux d'accueil et de service, et de cinq niveaux de bureaux d'une surface utile cumulée de 4120 m² (Et1 à Et5). Chaque étage de bureau, à l'exception de l'étage Et5, est composé de quartiers nord et sud, séparés par un espace ouvert central comprenant des circulations, espaces d'échanges, salles de réunions et sanitaires.

L'intégralité des niveaux de bureaux, à l'exception des sanitaires et paliers, sont traités thermiquement par des dalles actives préfabriquées en usine, assemblées à la structure porteuse, puis raccordées hydrauliquement au travers de boitiers pré-intégrés, contenant les dispositifs de connexion, de coupure et de purge (Figure 1).



Figure 1 : Fabrication hors site, pose et raccordement hydraulique des dalles actives (NIWA)

Les dalles intègrent les tubes en partie basse, avec un remplissage supérieur des alvéoles par de l'isolant liège, afin de favoriser l'émission de froid vers le bas (voir Figure 2).

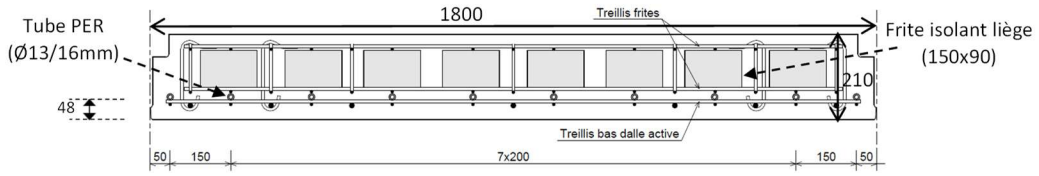


Figure 2 : Dalles actives - vues en coupe transversale (côtes en mm)

La charge des dalles est commandée par des automates de zone couplés à des vannes intelligentes, assurant régulation, mesure et comptage, à raison de 2 à 4 automates par quartier. Les automates gèrent l'interprétation des commandes issues de la GTB (Gestion Technique du Bâtiment) sous la forme d'un niveaux de puissance NPU entier allant de 1 (fort) à 10 (arrêt), converties en commande chronoproportionnelle d'ouverture de vanne (Figure 3). La partie amont de l'installation, dont la loi d'eau et le pilotage des pompes, reste paramétrée selon des règles métiers classiques.

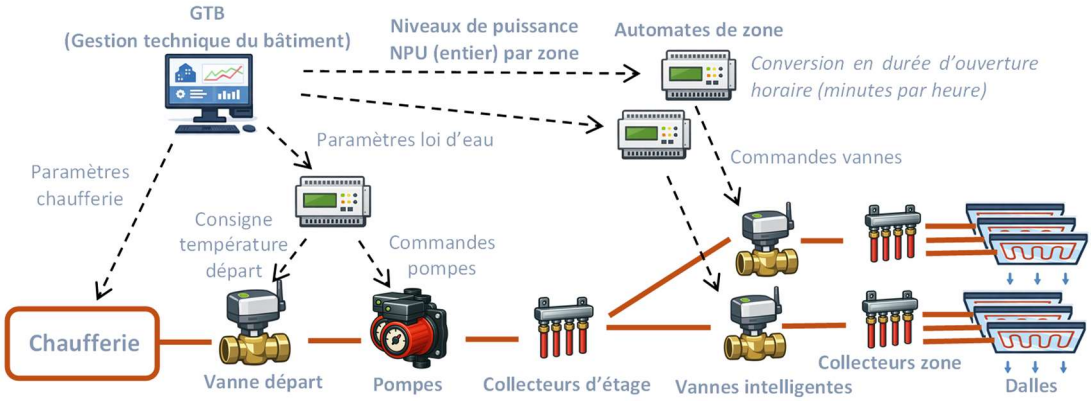


Figure 3 : NIWA – synoptique simplifié de l'installation hydraulique des dalles actives

Le traitement CVC est complété par des équipements destinés à assurer la qualité d'air intérieure et un appoint thermique localisé. L'ensemble des installations a été dimensionnée au plus juste sur le poste refroidissement, en prévoyant une température intérieure limite de 26°C dans des conditions météorologiques représentatives du site. La puissance disponible est d'environ 30 W/m² pour les dalles actives et 20 W/m² pour le traitement d'appoint. NIWA présente ainsi très peu de marge en termes de puissance de refroidissement, ce qui justifie le recours à un MPC axé sur la maitrise du confort d'été.

3. DESCRIPTION DU MPC

Le développement du MPC a profité des outils méthodologiques disponibles dans la littérature (Drgoňa, et al., 2020) (Boydens, Helsen, Olesen, & Laverge, 2021), permettant de structurer l'ensemble des choix techniques effectués en amont. Concernant le raccordement et l'accès aux données du bâtiment, le MPC a été prévu dès le départ comme un module complémentaire à la solution GTB. Il est hébergé sur une machine spécifique disposant de capacité d'échanges avec le reste de l'environnement de gestion (voir Figure 4). La GTB dispose notamment d'une fonction de conservation d'historique de données dans un base PostgreSQL, au pas de temps de 10 minutes, ainsi qu'une API permettant de communiquer des commandes aux appareils. Pour fonctionner, le MPC nécessite également des données météorologiques historiques et prédictives, obtenues via le service externe en ligne Openweather. Le quartier est retenu

comme base spatiale du MPC plutôt que la zone, du fait du caractère ouvert des espaces de bureau. Le MPC agit uniquement sur le niveau de charge NPU des dalles au fil du temps.

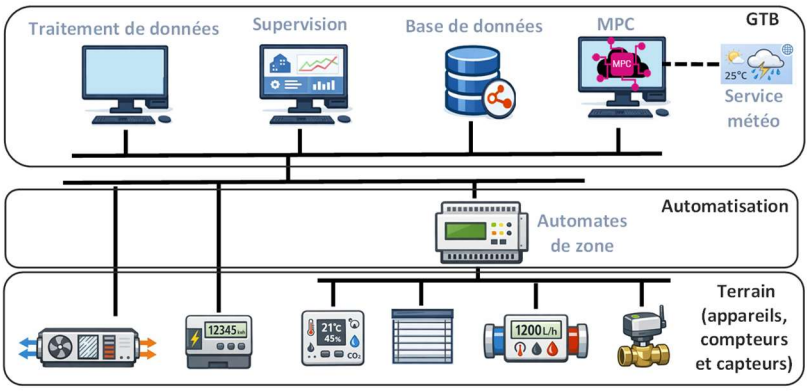


Figure 4 : Intégration du MPC dans l'architecture GTB

Le point central du MPC est sa capacité de prédiction, matérialisée par son modèle thermique principal. Ce dernier vise à reproduire l'évolution des variables d'intérêt du MPC (température, énergies injectées, consommations d'appoint) en fonction de l'ensemble des facteurs d'influence. Le choix s'est porté sur un modèle de type 'boite grise' décrit sous la forme d'une analogie RC, au sens de la terminologie usuelle (Drgoňa, et al., 2020). Ce modèle est constitué de sept nœuds de températures, cinq capacités thermiques (kJ.K^{-1}) et neuf résistances d'échange (K.W^{-1}), selon le schéma en Figure 5.

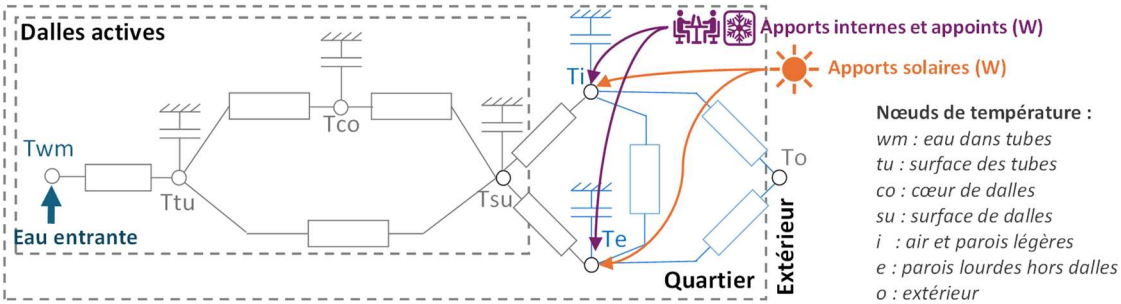


Figure 5 : Représentation RC du modèle thermique utilisé par le MPC

Le modèle comprend une partie caractérisée au préalable, correspondant aux dalles actives, en gris sur la Figure 5, et une partie calibrée dynamiquement au fil de l'eau, représentant la thermique de chaque quartier avec deux niveaux d'inertie thermique, en bleu sur la Figure 5. La calibration est effectuée à partir des valeurs mesurées des variables d'intérêt sur une semaine glissante, en utilisant un l'algorithme d'ajustement de fonctions non-linéaires curve_fit, disponible dans la librairie Scipy (Virtanen, et al., 2020). Le modèle thermique central est associé à un volet d'apprentissage des charges bureautiques, d'éclairage et des scénarios d'exploitation (consignes de température, renouvellement d'air, gestion des stores, loi d'eau), fondé sur des moyennes mobiles horaires sur trois semaines.

A partir de cette base de prédiction, le MPC réalise à intervalles réguliers une opération d'optimisation pour trouver le meilleur compromis entre confort et consommation de chaque quartier. Cette optimisation est réalisée dans une logique de force brute, en simulant un nombre limité de 25 scénarios prédéfinis et échelonnés en niveau de charge de dalles actives, puis en sélectionnant celui qui minimise la fonction objectif OBJ ci-dessous, pour un horizon de 48h dans le futur :

$$OBJ = \sum_h \left[MAX\left(0; T_{op}(h) - T_{cih}(h); T_{cib}(h) - T_{op}(h)\right) + \mathrm{p}_{inj} \times \left|\varphi_{inj}(\mathrm{h})\right| + \mathrm{p}_{app} \times \left|\varphi_{app}(\mathrm{h})\right| \right] \quad (1)$$

Dans cette fonction OBJ, $T_{op}(h)$ est la température intérieure horaire représentative du confort du quartier en °C, $T_{cib}(h)$ et $T_{cih}(h)$ étant les bornes de température cible en °C. Pour NIWA, T_{cib} et T_{cih} sont fixés à 21°C et 24°C en occupation, avec comme objectif opérationnel de maintenir T_{op} entre 20 à 26°C.

En complément, $\varphi_{inj}(h)$ et $\varphi_{app}(h)$ représentent les quantités d'énergie surfaciques injectées dans les dalles actives et consommées par les appoints en Wh/m². Ces quantités sont adossées à des coefficients de pondération p_{inj} (0,02) et p_{app} (0,2), afin de matérialiser le coût énergétique équivalent de chaque scénario dans la fonction OBJ. Les pondérations ont été choisies à l'issue de tests préliminaires, en établissant empiriquement le bon niveau de compromis par rapport aux objectifs de confort, de coût et de robustesse du gestionnaire de NIWA. Par ailleurs, le choix d'une fonction OBJ non quadratique a été motivé par la nature discrète de l'optimisation en force brute (pas de problématique de convergence), ainsi que par la volonté de privilégier une formulation facilement interprétable.

En termes de structuration, l'ensemble des opérations du MPC sont menées itérativement toutes les trois heures, en débutant par une étape de préparation, consistant à produire des séries temporelles exploitables à partir des données brutes de la GTB et du service météo. S'en suit une opération de validation modèle/mesure sur la base des critères listés dans le Tableau 1 ci-dessous. Ces seuils d'acceptabilité ont été établis à partir de tests préliminaires à petite échelle, en cohérence avec les enjeux du bâtiment. En cas de dérive avérée, un réapprentissage est lancé afin de réaligner le modèle à la mesure. Enfin, l'itération se termine par l'optimisation et de l'application du scénario choisi.

Indicateurs	Définition	Acceptabilité
RMSE	Racine de l'erreur quadratique moyenne entre température intérieure mesurée et simulée	< 0,8°C
Conf1deg	Pourcentage des températures prédites dans l'intervalle +-1°C par rapport aux températures mesurées	> 75%
ERRD	Erreur journalière du modèle par rapport à la mesure de quantité d'énergie injectée dans les dalles (valeur absolue)	< 0,10 $kWh.m^{-2}.j^{-1}$
ERRS	Erreur journalière du modèle par rapport à la mesure de quantité d'énergie injectée dans les systèmes secondaires d'appoint (valeur absolue)	< 0,05 $kWh.m^{-2}.j^{-1}$

Tableau 1 : MPC – Validation – indicateurs et critères d'acceptabilité

Concrètement, le MPC prend la forme d'un ensemble de scripts développés en Python et regroupés au sein d'une application de gestion des évènements. Il a été déployé progressivement sur NIWA entre novembre 2024 et janvier 2025. La version stabilisée a ensuite fait l'objet d'une analyse en fonctionnement sur la période du 25/01/25 au 08/08/25. Les principaux éléments de cette analyse, orientée autour du fonctionnement général, de la capacité de prédiction et de la cohérence du pilotage au regard de la problématique, sont présentés au paragraphe suivant.

4. ANALYSE DE FONCTIONNEMENT ET DISCUSSION

Afin d'appréhender le fonctionnement global du MPC, une séquence type d'évolution des variables principales est proposée en Figure 6 ci-dessous. Elle représente une opération d'optimisation d'un quartier, avec en sous-figure (a) les températures mesurée (Tmes), simulée (Tmod), cibles (Tcib/Tcih) et consignes d'appoint (Tcch/Tcfr), en sous-figure (b) les niveaux de puissances commandés (NPU) et énergies injectées des dalles (Qid en Wh/m²), et en sous-figure (c) les flux thermiques calculés au niveau du modèle principal (Wh/m²). Cette figure illustre la capacité du MPC à reproduire la tendance d'évolution de la température ambiante du passé d'une part, puis à projeter des scénarios futurs, afin de sélectionner celui minimisant l'objectif d'autre part. Le scénario optimal est celui qui permet de contenir

la température prévue dans l'intervalle cible, en vert sur la sous-figure (a), tout en limitant les quantités d'énergie injectées, en particulier celles d'appoint.

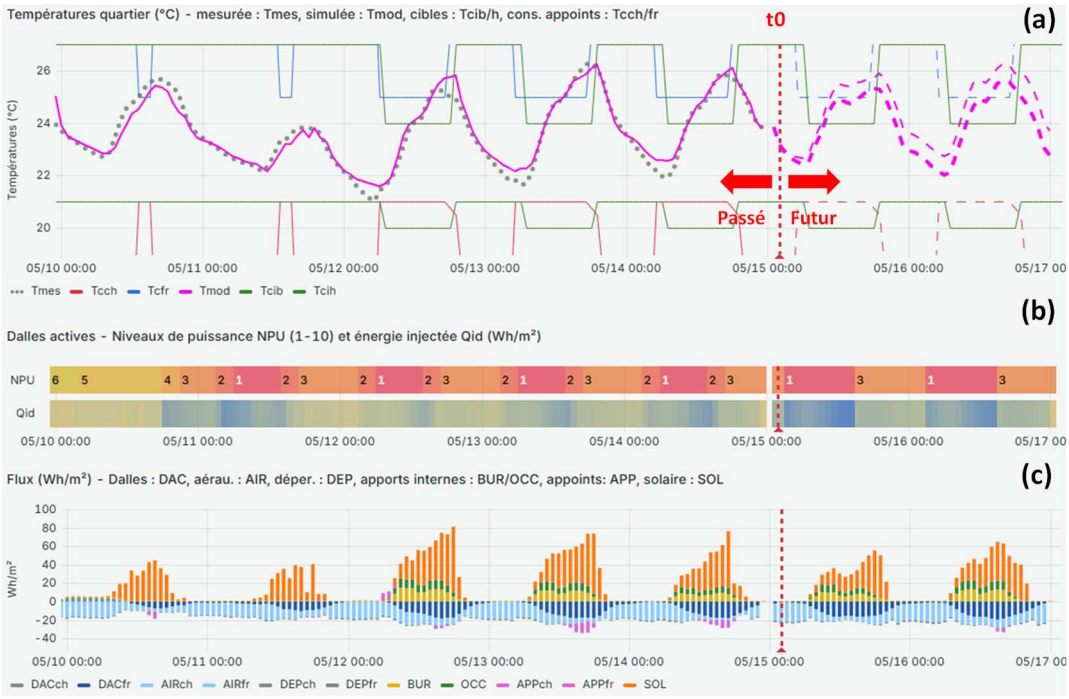


Figure 6 : MPC – Visualisation d'une séquence d'optimisation (t0 = 15/05/25-00h, Et1_Sud)

L'exécution du MPC (toutes les 3h) est relativement rapide, de l'ordre de 10 à 20 minutes pour l'ensemble des quartiers sur la période étudiée. Elle est principalement fonction du nombre de réapprentissages à réaliser et de la disponibilité de la base de données. Concernant la capacité à entretenir des modèles thermiques principaux fiables en conditions réelles, les résultats obtenus par le MPC au cours des phases de validation (indicateurs du Tableau 1) ont fait l'objet d'une analyse statistique globale à l'échelle de la période. Les valeurs moyennes et taux d'itérations respectant le critère d'acceptabilité (taux d'acceptabilité %OK) sont récapitulés dans le Tableau 2 :

	RMSE (°C)		CONF1deg (%)		ERRD (kWh.m^{-2}.j^{-1})		ERRS (kWh.m^{-2}.j^{-1})	
	Moyenne	%OK	Moyenne	%OK	Moyenne	%OK	Moyenne	%OK
Et1_Sud	0,51	91%	93,1	95%	0,05	96%	0,00	100%
Et1_Nord	0,56	83%	89,0	**86%**	0,04	97%	-0,02	**86%**
Et2_Sud	0,50	95%	93,7	96%	0,04	91%	-0,01	100%
Et2_Nord	0,46	98%	95,5	99%	0,05	**79%**	-0,02	100%
Et3_Nord	0,51	97%	93,5	97%	0,03	99%	-0,03	**85%**
Et3_Sud	0,47	97%	95,0	99%	0,04	92%	-0,01	99%
Et4_Nord	0,50	92%	94,7	99%	0,06	**83%**	-0,01	98%
Et4_Sud	0,56	86%	90,8	**89%**	0,06	**82%**	-0,02	**86%**
Et5_Sud	0,58	91%	90,5	94%	**0,14**	**80%**	-0,01	94%
ENSEMBLE	**0,52**	**92%**	**92,8**	**95%**	**0,06**	**89%**	**-0,01**	**94%**

Tableau 2 : MPC - Validation – Indicateurs et pourcentage d'acceptabilité (25/01 au 08/08/25)

Sur l'ensemble des quartiers, le taux moyen %OK est supérieur à 89% sur tous les indicateurs, ce qui signifie que les modèles respectent les critères d'acceptabilité la majorité du temps. La comparaison modèle/mesure montre une bonne capacité à reproduire l'évolution de température ambiante moyenne sur tous les quartiers (RMSE moyen de 0,5°C, Conf1deg moyen de 95%). Concernant la prédiction des quantités d'énergie injectées, les résultats sont légèrement en deçà et plus hétérogènes, en particulier sur

les étages supérieurs et les dalles actives en période chaude (juin à août). Cette dégradation apparait comme un point d'amélioration, bien qu'elle soit en partie explicable par des problèmes matériels sur deux des quartiers (ruptures de communication, comptage défaillant). Il convient de noter que, si les résultats précédents confirment la pertinence du modèle principal pris seul, les erreurs de prédiction d'usage interne et météorologique, influençant la précision de prédiction globale, n'ont pas été étudiées.

En termes de fonctionnement général sur l'ensemble de la période, les températures Tmes, niveaux de puissances NPU et quantités d'énergie injectées Qid mesurées sont représentés en Figure 7. Le MPC a fonctionné plus de 95% du temps sur la période, les pertes de communication ou interruption étant repérables en vert sur le graphique NPU ci-dessous.

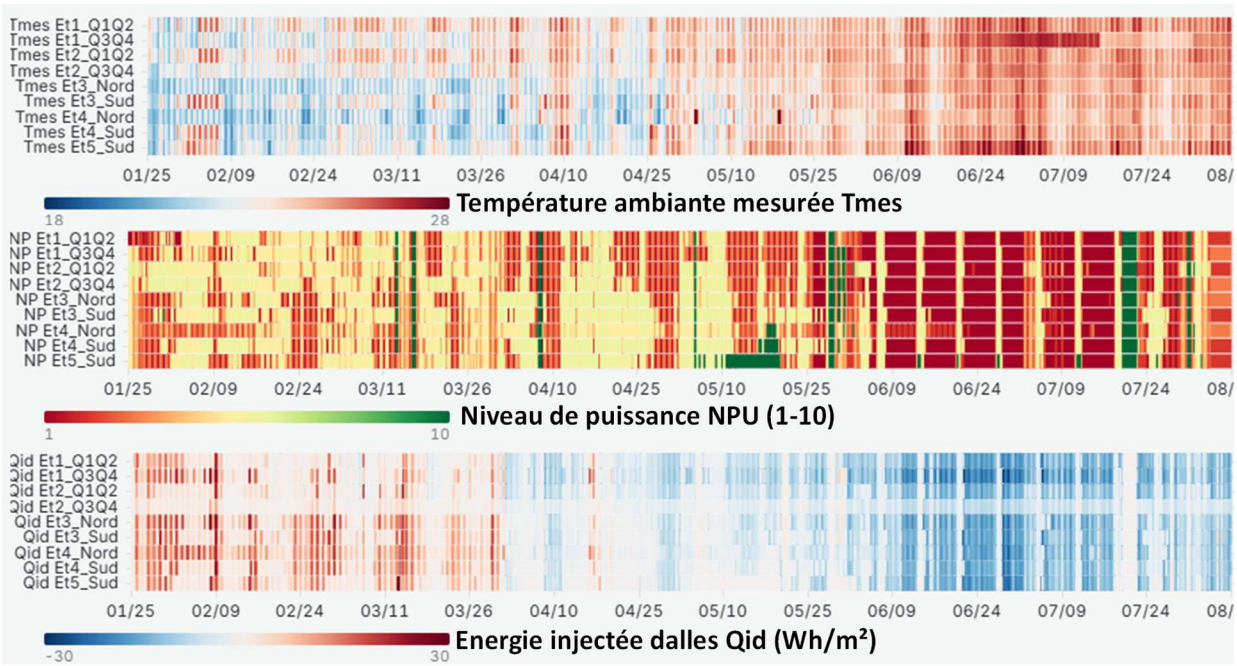


Figure 7 : MPC – Comportement général sur l'ensemble de la période

La Figure 7 met en avant la relation entre le respect de l'objectif de maintien en température (Tmes) et l'action appliquée (NPU, Qid). Ainsi, entre janvier et mars, les quartiers tendanciellement plus chaud, à aux étages 1, 2 et 5, en partir sud, se voit appliquer des NPU plus faibles que les quartiers intermédiaires ou en partie nord. La mi-saison, entre avril et mai, est caractérisée par un fonctionnement neutre énergétiquement, entrecoupé de bascules en rafraichissement au cours desquelles le MPC renforce les NPU pour lutter contre la surchauffe. Enfin, de juin à août, un épisode de chaleur persistant provoque une saturation quasi-permanente aux valeurs de NPU maximales pour tous les quartiers. Malgré une réaction adaptée du MPC, des dérives de températures au-delà de 26°C sont constatées ponctuellement, en moyenne environ 3% du temps. La zone Et5_Sud, située sous-toiture et dense en équipements, est la plus exposée avec 7% du temps à 26°C ou plus. Elle est suivie du premier étage (Et1), dont le plancher n'est pas activé.

Sur l'ensemble de la période, le gain global obtenu avec les NPU optimisés par rapport au programme horaire fixe prévu dans la GTB a été estimé en réalisant des resimulations a posteriori, en exploitant le traitement d'apprentissage du MPC à partir des conditions réelles mesurées sur des sous-séquences de 7 jours. Selon cette estimation, les NPU réels ont permis de réduire les degrés heures cumulés de dépassement de la température cible haute Tcih (24°C) entre 10 et 40% selon les quartiers, en générant

en compensation une augmentation de la quantité d'énergie injectée globale de l'ordre de 5% à 15%. Ce résultat atteste de l'impact significatif du MPC dans l'atteinte de l'objectif opérationnel de maitrise de l'inconfort, par rapport à des règles et programmes fixes difficiles à ajuster.

5. CONCLUSION

L'article a permis de présenter le module de Contrôle Prédictif (MPC) mis en œuvre début 2025 pour piloter par anticipation les dalles actives, utilisées en tant que système thermique principal dans les 4100 m² de bureaux du bâtiment NIWA à Toulouse. L'objectif central du MPC était d'améliorer la maitrise de l'inconfort thermique dans un contexte de puissance thermique disponible restreinte. Les résultats obtenus entre janvier et août 2025 ont permis de démontrer la pertinence des modèles thermiques prédictifs utilisés, la cohérence des adaptations de commande opérées et l'apport significatif du MPC au regard de l'objectif opérationnel fixé. L'enjeu est désormais d'affiner le fonctionnement grâce aux retours d'expérience emmagasinés et étudier l'extension du pilotage prédictif à d'autres aspects tels que la gestion des stores, la surventilation ou encore les paramètres globaux de l'installation.

6. REMERCIEMENTS

Le développement du MPC s'inscrit dans le projet de recherche Smart Active System, lauréat du concours d'innovation PI4-SEPAC 2022 et soutenu dans le cadre du Plan d'Investissements France 2030 opéré par l'ADEME.

7. BIBLIOGRAPHIE

Boydens, W., Helsen, L., Olesen, B. W., & Laverge, J. (2021). *Renewable and Storage-integrated Systems to Supply Comfort in Buildings - PRE-DESIGN AND CONTROL FOR hybridGEOTABS PROJECTS.* A&S/books on Architecture and Arts - www.hybridgeotabs.eu.

Drgoňa, J., Arroyo, J., Iago Cupeiro, F., Blum, D., Arendt, K., & al., e. (2020). "All you need to know about model predictive control for buildings". *Annual Reviews in Control 50 : 190-232.*

Gayeski, N. T., Armstrong, P. R., & Norford, L. K. (2012). Predictive pre-cooling of thermo-active building systems with low-lift chillers. *HVAC&R Research - Vol.18 - Issue 5 p1-16 - DOI: 10.1080/10789669.2012.643752*.

Himpe, E., Vercautere, M., Boydens, & al., e. (2018). "GEOTABS concept and design: state-of-the-art, challenges and solutions". *REHVA Annual Meeting Conference Low Carbon Technologies in HVAC.* https://www.rehvam2018atic.eu/.

Serale, G., Fiorentini, M., Capozzoli, A., & al., e. (2018). Model Predictive Control (MPC) for Enhancing Building and HVAC System Energy Efficiency: Problem Formulation, Applications and Opportunities. *Energies. 11. 631. 10.3390/en11030631*.

Svenne, F., & Schmitz, G. (2021). Implementation of model predictive control in a large-sized, low-energy. *Building and Environment - Volume 197, 15 June 2021 - https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107830*.

Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., & al., e. (2020). SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods, 17(3)*, 261-272. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2.

Domaines de validité de méthodes de mesure de la résistance thermique d'une paroi

Sarah Juricic[1,*] et Arnaud Challansonnex[1]

[1]CSTB, Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
84 avenue Jean Jaurès - 77420 Champs-sur-Marne
*sarah.juricic@cstb.fr

RÉSUMÉ. Cet article traite de la difficulté à mesurer de manière fiable la résistance thermique des parois in situ, essentielle pour atteindre les objectifs de décarbonation du bâtiment. La norme ISO 9869-1 étant difficile à appliquer en conditions réelles, l'étude propose une méthodologie fondée sur la simulation pour évaluer le domaine de validité des méthodes d'estimation du U-value. Elle génère de larges jeux de données couvrant typologies de parois, orientations, climats et saisons. La méthodologie est appliquée à l'ISO 9869-1 et à une méthode utilisant la température extérieure équivalente. Les résultats montrent une meilleure performance au nord pour l'ISO, et moins de biais à l'est et à l'ouest pour l'alternative.

MOTS-CLÉS. Coefficient de transmission thermique, paroi, mesure de la performance

ABSTRACT. This paper addresses the difficulty of reliably measuring wall thermal resistance in situ, a key requirement for achieving France's decarbonation goals. Because ISO 9869-1 is hard to apply under real conditions, the study proposes a simulation-based methodology to evaluate the validity domain of U-value estimation methods. It generates extensive datasets across wall types, orientations, climates, and seasons. The approach is applied to ISO 9869-1 and to an alternative method using equivalent outdoor temperature. Results show that ISO 9869-1 performs best on north-facing walls, while the alternative provides less biased and more accurate estimates on east- and west-facing façades.

KEYWORDS. Heat transfer coefficient, fabric, performance measurement

1. INTRODUCTION

The French Low-Carbon Strategy [1] requires a substantial reduction in emissions from the building sector, notably through large-scale deployment of high-performance renovations. In this context, in situ performance measurement is essential for assessing the quality of renovation works, understanding discrepancies between theoretical and actual performance, and improving professional practices (Hulme and Doran, 2014).

Among these measurements, the in situ assessment of wall thermal resistance by heat flow meter (ISO 9869-1:2014, 2014) remains difficult to apply under real conditions due to the lack of a clear feasibility protocol. Several studies have attempted to characterise the validity of the heat flow meter method and variants thereof by considering a single or two meters or by considering transient heat flow instead of stationnary and applying different data analysis techniques. (Deconinck and Roels, 2016) compared five approaches on simulated and experimental insulated cavity walls ; (Gori and Elwell, 2018) evaluated four methods across a full year on two wall types ; (Flores Larsen et al., 2019) experimentally analysed three methods over four seasons for

1. ecologie.gouv.fr/politiques-publiques/strategie-nationale-bas-carbone-snbc

four wall types ; and (Rasooli and Itard, 2018) examined five wall types through simulations and field data to assess an extension of ISO 9869-1. While comprehensive, these works do not simultaneously cover multiple climates or full-year variability, and the wall types considered are not representative of the French building stock, limiting transferability.

Consequently, in situ U-value measurement remains marginal in France and largely confined to research or laboratory characterisation. Establishing clear validity limits for each method would support more reliable operational use.

This paper introduces a comprehensive methodology based on dynamic thermal simulation to evaluate the validity domain of any wall U-value estimation method. The approach generates simulation datasets tailored to diverse use cases, including various wall typologies, orientations, seasons, and climates. It is applied to the ISO 9869-1 method and to an alternative approach developed within the MELODIE project [2] using equivalent outdoor temperature as a boundary condition.

2. METHODOLOGY

U-VALUE ESTIMATION FROM STANDARD ISO 9869-1 :2014

The U-value estimation method from (ISO 9869-1:2014, 2014) assumes quasi steady-state conditions. This "average method" relies on unidirectional heat flux and negligible thermal storage effects. The U-value is calculated using Equation 1, where $\varphi_{in}(t)$ denotes instantaneous heat flux density, $T_i(t)$ the indoor air temperature near the wall surface, and $T_e(t)$ the corresponding outdoor boundary condition.

$$\widehat{U} = \frac{\int_t \varphi_{in}(t)dt}{\int_t (T_i(t) - T_e(t))dt} \tag{1}$$

The test protocol considered here uses low-cost, easily deployable sensors : heat-flux plates attached indoors and temperature sensors placed nearby. The outdoor boundary condition is represented in the ISO 9869-1 standard by outdoor air temperature. Let us underline that an actual protocol might suggest taping several heat flux plates on each wall to lower the risk of a biased sensor but this study will assume that the data is unbiased.

However, in practice and with only indoor-placed heat flux plates, applying the ISO 9869-1 standard will very unlikely yield biased results on any sun-exposed surface. This paper therefore also examines a second method based on an adaptation of the standard that uses an equivalent temperature as external boundary condition. The equivalent temperature is the fictive boundary condition temperature of a wall when all radiative, convective and conductive heat fluxes are accounted for and can experimentally be measured using a SENSE sensor (Bouchié et al., 2014).

A U-value is ISO 9869-1 compliant when : (1) data cover at least 72 h ; (2) the final value varies by less than 5 % between end of dataset and 24 h earlier ; and (3) values from the first and last two-thirds differ by less than 5 %. An additional criterion in this paper requires $\widehat{U} > 2\sigma_U$, ensuring a strictly positive lower confidence bound. Uncertainties are derived via error-propagation assuming random, non-systematic sensor noise.

2. melodie.qualiteconstruction.com/

Name	Wall composition	Reference U-value (W/m²K)
Uninsulated concrete blocks	ext. rendering concrete blocks plaster	2.7 (12,5 %) [Tew] 2.75 (12,5 %) [Tair]
Uninsulated coursed rubble	ext. rendering coursed rubble plaster	2.05 (9 %) [Tew] 2.0 (10 %) [Tair]
Poorly insulated concrete block	ext. rendering insulation 5cm concrete blocks plaster	0.585 (4 %) [Tew] 0.59 (5 %) [Tair]
Internally insulated	ext. rendering insulation 15cm concrete blocks plaster	0.23 (3.5 %) [Tew] 0.23 (4.5 %) [Tair]

Table 1 : *Wall composition of the four simulated wall typologies*

	Thickness (m)	Thermal conductivity (W/(m.K))	Thermal capacity (J/kgK)	Density (kg/m3)	Absorptance
Ext. rendering	0.01	1.15	850	2000	0.9 (long wave) 0.6 (short wave)
Concrete block	0.16	2.0	880	2450	na
Coursed rubble	0.40	2.0	1000	2000	na
Insulation 5 cm	0.05	0.4	1030	40	na
Insulation 15 cm	0.15	0.4	1030	40	na
Plaster	0.013	0.4	1000	1200	0.9 (long wave) 0.6 (short wave)

Table 2 : *Wall material thermal properties*

DESIGN OF EXPERIMENT

To evaluate the validity domain of a U-value estimation method, the measurement conditions most likely to influence accuracy and precision must vary within predefined bounds. This study therefore considers four key factors : wall typology, wall orientation, weather, and climate.

Wall typology is essential, as insulation level and thermal mass directly affect thermal behaviour and may bias or change measurement precision. Four typologies are analysed : uninsulated concrete block, uninsulated coursed rubble, poorly insulated walls, and well-insulated walls (see Tables 1 and 2). Wall orientation is equally important because solar radiation differs by façade, altering surface temperatures and thus the reliability of U-value estimates. The study examines perfectly oriented North, South, East and West walls.

Weather conditions, outdoor temperature, cloudiness, and wind speed, directly impact heat transfer. U-value estimates are therefore produced throughout the year to capture seasonal variability. Since climatic covariances differ by location (e.g. comparable temperatures but far less

cloudiness in Nice than in Brest), 25 TMY climate files[3] are included to ensure representativeness across metropolitan France and neighbouring regions.

All four wall types, four orientations, with tests covering entire years (50 tests in total, one every week starting January 15th), and 25 climates are combined. For both outdoor air and equivalent temperature boundary conditions, and seven test durations, U-value estimates and uncertainties are computed. In total, 280,000 U-value estimates are analysed.

SIMULATED DATA GENERATION

As the experimental design required in this study cannot realistically be achieved through large-scale field campaigns, simulated data are used instead. Figure 1 presents the 8-zone model employed, whose geometry is of limited importance as long as it provides independent zones for each main orientation.

Simulations are performed with EnergyPlus v24.1. For the wall heat balance, finite-difference and transfer-function schemes produced similar results, so the faster transfer-function approach was selected. In contrast, surface heat-balance modelling is more influential due to the sensitivity of wall heat loss to convection. Indoor convection follows the TARP model ($h_i = 1.31|\Delta T|^{1/3}$), while outdoor convection uses the EnergyPlus adaptive algorithm, which selects appropriate submodels based on wind exposure, geometry, and surface roughness. Short-wave and long-wave radiative exchanges are modelled separately on both surfaces in EnergyPlus.

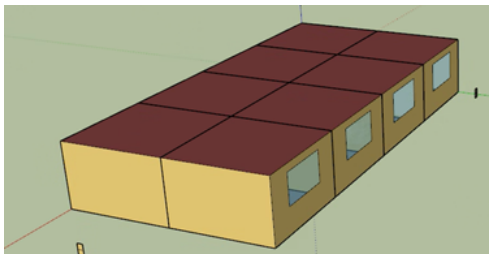


Figure 1 : *Building model used to generate heat flux data in all four cardinal orientations*

Because convective and radiative coefficients vary dynamically, reference U-values cannot be derived directly from Table 2 without assuming constant coefficients, which would introduce significant bias. Instead, reference values are obtained from 50 quasi-steady-state simulations over 20–35 winter days across all climates, and their 95th-percentile variability is reported in Table 1.

3. CHARACTERISATION OF BOTH U-VALUE ESTIMATION METHODS

The ISO 9869-1-compliant simulated experiments are analysed for each wall typology as a function of boundary condition, average outdoor temperature during the test, and wall orientation. Results for uninsulated concrete blocks, uninsulated coursed rubble, poorly insulated walls, and insulated walls are shown respectively in Figures 2, 3, 4 and 5.

All typologies display similar patterns. North-facing walls consistently yield the most accurate and precise estimates, as their very low solar exposure produces smoother surface tem-

3. Bastia, Besançon, Bordeaux, Brest, Bron, Clermont-Ferrand, Dijon, Genève (CH), Girona (ES), Grand-Bornand, Grenoble, Lesquin, London (GB), Marseille, Montpellier, Nantes, Nice, Olbia (IT), Paris, San-Sebastian (ES), St-Brieuc, St-Hubert (BE), Strasbourg, Torino (IT) and Trappes

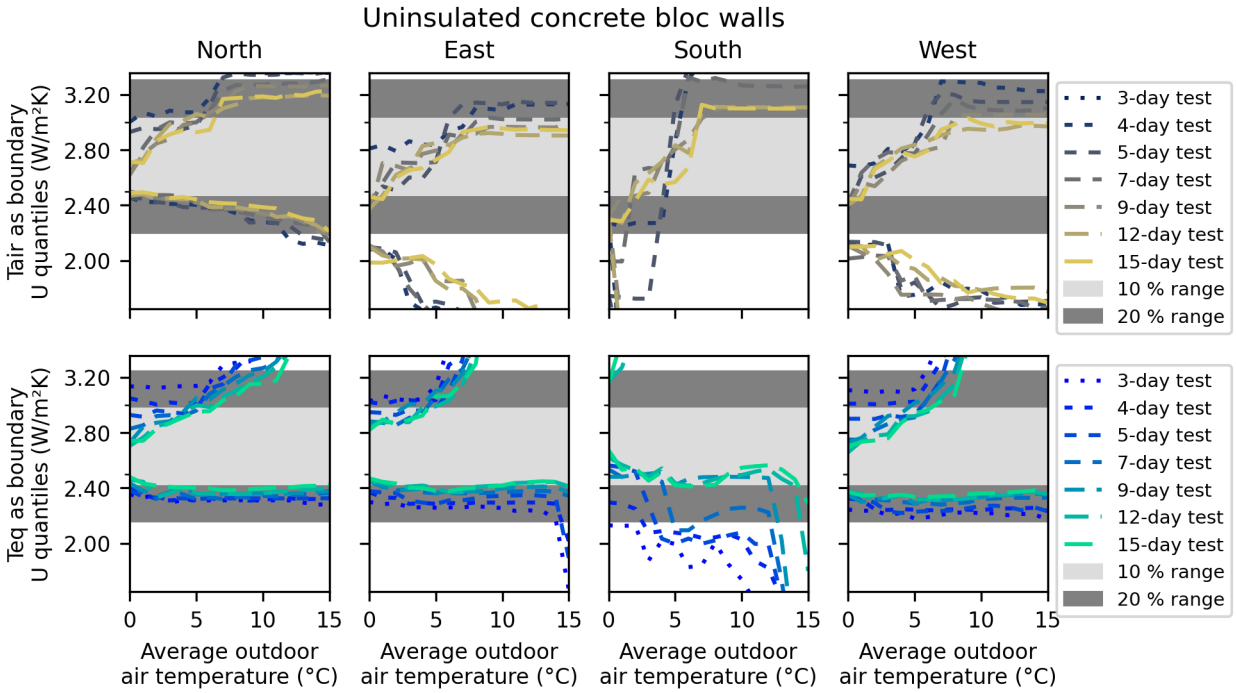


Figure 2 : U-value 2.5 % and 97.5 % quantiles for 3–15 days measurements as a function of outdoor air temperature and orientation for uninsulated concrete block walls

peratures and steadier heat flux—conditions under which ISO 9869-1 performs best. Conversely, south-facing walls exhibit markedly poorer precision and substantial bias. Their strong solar gains raise surface temperatures well above outdoor air temperature, which is therefore an inadequate proxy for the external boundary condition and leads to systematic U-value underestimation. East- and west-facing walls, when using outdoor air temperature, show improved precision at colder temperatures but still a -10 % to -20 % bias due to partial solar exposure reducing actual heat flux.

Using equivalent outdoor temperature, as it accounts for short- and long-wave radiation, significantly improves accuracy across all orientations and enhances precision on east- and west-facing façades. Under winter conditions, reliable measurements are achievable for all orientations except south. Insulated walls consistently show better precision than uninsulated ones, regardless of boundary-condition choice, likely due to the comparatively lower influence of convective heat exchange on overall heat transfer in insulated walls.

4. SIGNIFICANCE OF THE RESULTS AND PROPOSED GUIDELINES

To the best of our knowledge, the experiments conducted in this study are the first to simultaneously cover four wall typologies, multiple measurement durations, and full-year conditions across a wide range of climates. This was made possible through the generation of extensive simulated datasets, which in turn enables the development of practical guidelines for applying any U-value estimation method, including the ISO 9869-1 standard in its original or adapted form. Table 3 illustrates how the coefficient of variation (expressed as the ratio of standard deviation to mean) depends on test duration and average outdoor temperature. For instance, the table suggests that characterising a well-insulated envelope under mild conditions—around 12 °C requires a measurement period of at least five days to obtain a reasonably low coefficient

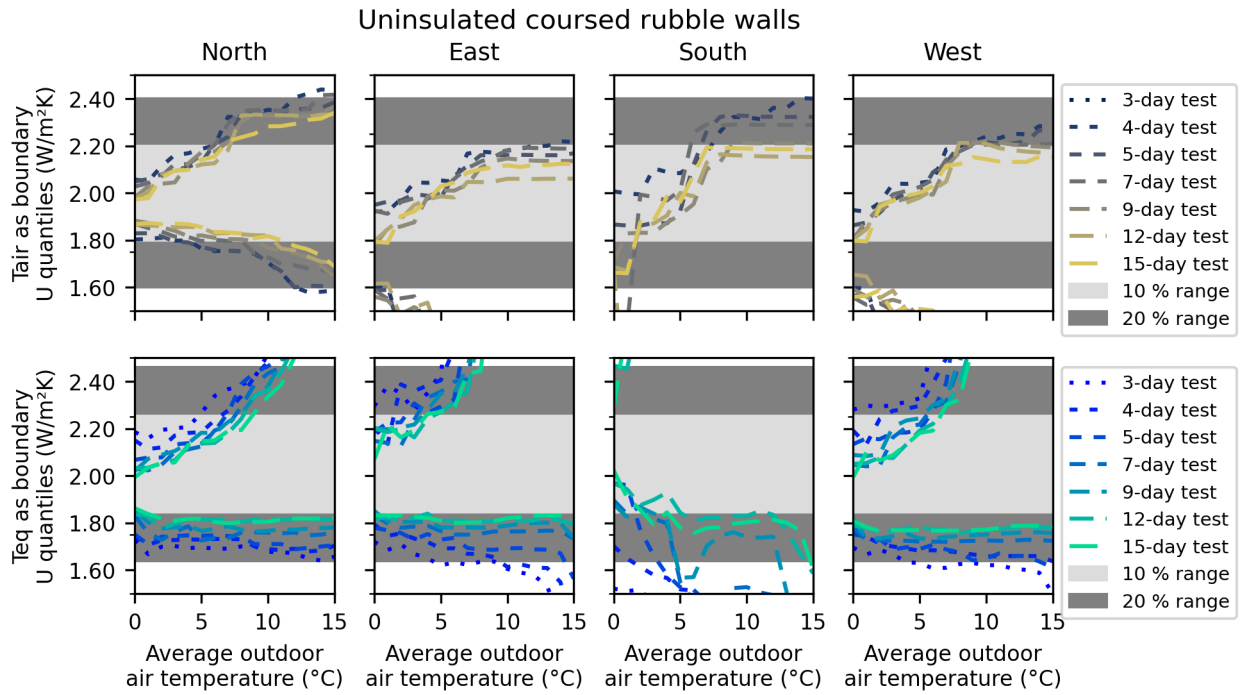


Figure 3 : *U-value 2.5 % and 97.5 % quantiles for 3–15 days measurements as a function of outdoor air temperature and orientation for uninsulated coursed rubble walls*

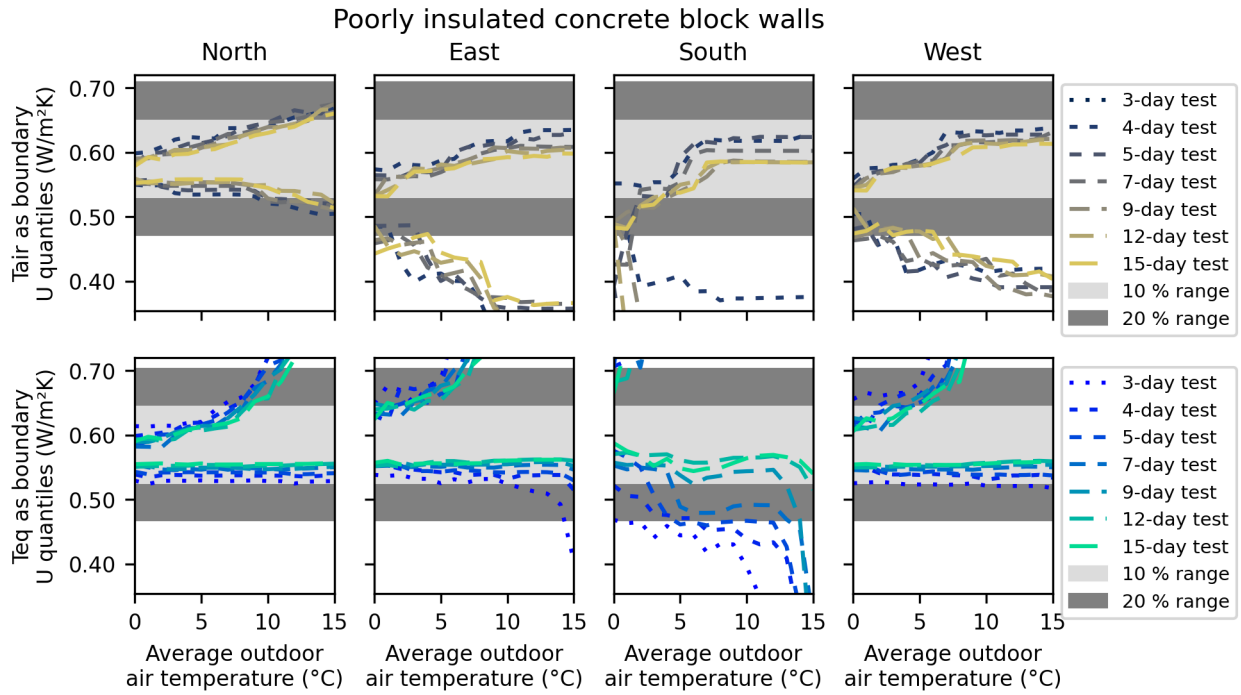


Figure 4 : *U-value 2.5 % and 97.5 % quantiles for 3–15 days measurements as a function of outdoor air temperature and orientation for poorly insulated concrete block walls*

of variation.

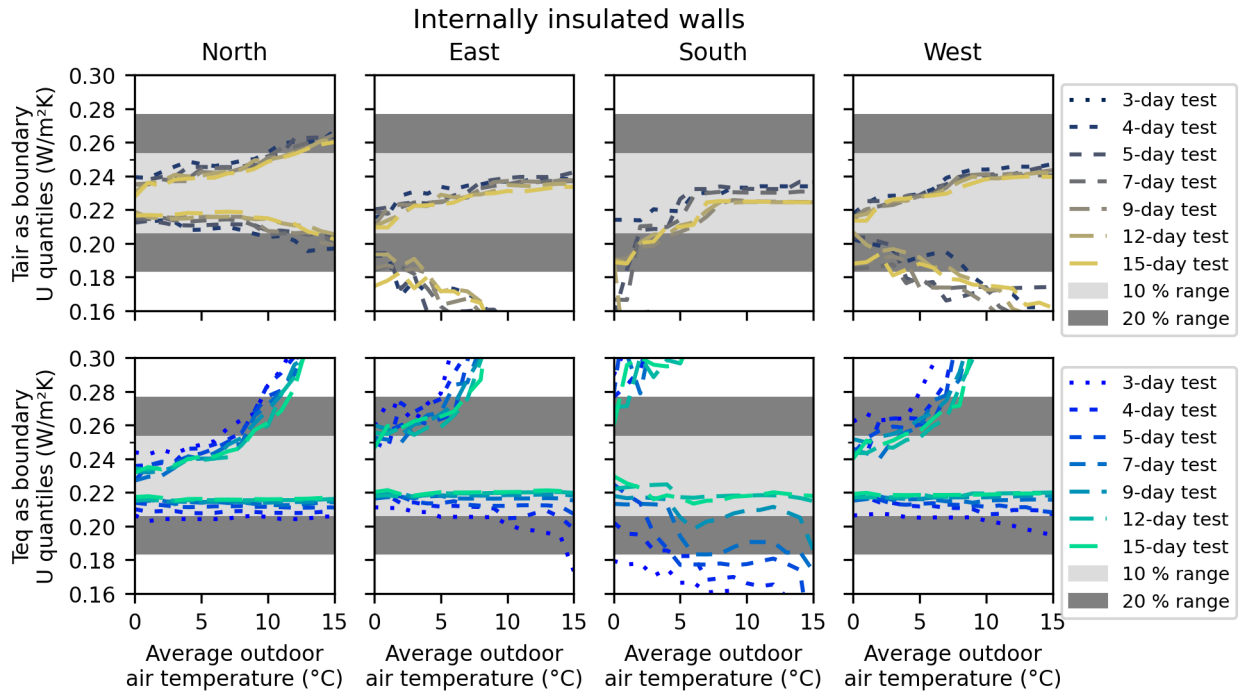


Figure 5 : U-value 2.5 % and 97.5 % quantiles for 3–15 days measurements as a function of outdoor air temperature and orientation for internally insulated walls

Average outdoor temperature	0 °C	3 °C	6 °C	9 °C	12 °C	15 °C
4-day test	3.0 %	4.9 %	4.6 %	7.4 %	10.8 %	12.6 %
5-day test	3.1 %	4.2 %	3.7 %	6.6 %	8.7 %	14.0 %
7-day test	2.6 %	3.6 %	3.7 %	6.2 %	7.4 %	16.0 %
12-day test	2.8 %	2.4 %	2.9 %	4.2 %	7.4 %	10.9 %
15-day test	2.3 %	2.4 %	2.6 %	5.0 %	7.6 %	10.7 %

Table 3 : Coefficient of variation for tests on a north-facing 15 cm-insulated wall

To convert these results into an operational domain of validity, the expected measurement uncertainty must be matched to the intended use of the U-value estimate. For instance, when U-values are used to adjust energy performance certificates for poorly insulated buildings, the resulting bias in predicted energy use is largely proportional to the bias in the U-value itself. Under such conditions, the valid application domain of the ISO 9869-1 method would be restricted to north-facing walls, for outdoor air temperatures below 15 °C, across all wall typologies.

Before such domains can be formalised, however, the simulation-based findings must be compared with field measurements. This is not because major trends are expected to differ substantially : greater precision at lower temperatures has already been observed in (Gori and Elwell, 2018) or in (Deconinck and Roels, 2016), and the influence of wall orientation is documented in (Flores Larsen et al., 2019) (where non–sun-exposed façades perform best in the southern hemisphere). Rather, field validation is required to confirm that the relative levels of precision and accuracy observed in simulations are representative of real conditions, given the assumptions inherent in the generative model and its submodels. Field experiments planned within the MELODIE project will help address this point; meanwhile, insights from existing

literature remain informative.

The same methodology should also be extended to externally insulated walls, even if they are less prevalent in the French building stock. (Rasooli and Itard, 2018) report that ISO 9869-1 converges more rapidly when the heat-flux sensor is placed on the insulated side of the assembly. Such differences suggest that externally insulated walls may exhibit distinct behaviours, warranting the inclusion of this additional wall type in the experimental design.

5. CONCLUSION AND RESEARCH PROSPECTS

This study provides a comprehensive evaluation of the validity domain of in situ U-value measurement methods through large-scale dynamic simulations across wall typologies, climates and orientations. The results highlight both the strengths and limitations of the ISO 9869-1 method under real boundary conditions, and demonstrate the potential of using equivalent outdoor temperature to improve accuracy on solar-exposed façades. Future experimental tests are planned in the project MELODIE to support these simulation-based results. Beyond these findings, the work opens several avenues for further research. First, dynamic analysis methods such as RC modelling or ARX modelling should be explored to better exploit non-steady-state conditions. Second, a more refined framework for uncertainty quantification, not only integrating sensor noise but also model discrepancies and boundary-condition variability, is needed to support operational decision-making and applications such as energy performance reassessment.

ACKNOWLEDGEMENTS

This study has been made possible thanks to the MELODIE project (Ademe funding) and the PRODICEE program (JORF n°0149 du 28 juin 2025).

BIBLIOGRAPHY

Bouchié, R., Derouineau, S., Abele, C., and Millet, J.-R. (2014). Conception et validation d'un capteur de mesurage de la température extérieure équivalente d'une paroi opaque d'un bâtiment. Arras, France.

Deconinck, A.-H. and Roels, S. (2016). Comparison of characterisation methods determining the thermal resistance of building components from onsite measurements. *Energy and Buildings*, 130 :309–320.

Flores Larsen, S., Hongn, M., Castro, N., and González, S. (2019). Comparison of four in-situ methods for the determination of walls thermal resistance in free-running buildings with alternating heat flux in different seasons. *Construction and Building Materials*, 224 :455–473.

Gori, V. and Elwell, C. A. (2018). Estimation of thermophysical properties from in-situ measurements in all seasons : Quantifying and reducing errors using dynamic grey-box methods. *Energy and Buildings*, 167 :290–300.

Hulme, J. and Doran, S. (2014). In-situ measurements of wall U-values in English housing. Technical Report 290-102, BRE.

ISO 9869-1 :2014 (2014). In-situ measurement of thermal resistance and thermal transmittance Part 1 : Heat flow meter method. Standard, International Organization for Standardization.

Rasooli, A. and Itard, L. (2018). In-situ characterization of walls' thermal resistance : An extension to the ISO 9869 standard method. *Energy and Buildings*, 179 :374–383.

Détermination d'un profil d'exposition au stress thermique d'un participant de l'étude H3 Sensing

James Kamara[1,2], Frédéric Filaine[1], Arnaud Grados[3], Basile Chaix[4], Julien Bigorgne[5], Laurent Royon[1], Martin Hendel[1,2]

[1]Université Paris Cité, LIED, UMR 8236, CNRS, F-75013, Paris, France
[2]Univ Gustave Eiffel, ESIEE Paris, département SEED, F-93162, Noisy-le-Grand, France
[3]Université Paris Cité, MSC, UMR 7057, CNRS, F-75013, Paris, France
[4]Sorbonne Université, INSERM, Institut Pierre Louis d'Épidémiologie et de Santé Publique, Nemesis research team, F-75012, Paris, France
[5]APUR, F-75013, Paris, France
***james.kamara@etu.u-paris.fr**

RESUME. Les îlots de chaleur urbains, combinés à des vagues de chaleur, posent des problèmes sanitaires comme lors de la canicule de 2003 à Paris. En particulier, les températures nocturnes d'air avaient été identifiées comme ayant eu un impact important sur la surmortalité des personnes âgées de 65 ans et plus. Pour autant, l'exposition cumulative au stress thermique ou les propriétés des logements de ces personnes n'ont pas été caractérisés.

Le projet ANR "Vagues de chaleur, îlots de chaleur urbains, et bien-être et santé : une approche par capteurs embarqués" (H3 Sensing) a déployé une démarche de science participative pour récolter des données de stress thermique individuel, dans les logements ainsi que des données de santé auprès de 180 habitants âgés de 30 à 64 ans du Grand Paris entre février et octobre 2025.

Dans cet article, nous présenterons l'analyse du profil d'exposition au stress thermique d'un.e participant.e.

MOTS-CLÉS : Mesure microclimatique, stress thermique, science participative

ABSTRACT. Urban heat islands, combined with heat waves, pose public health risks such as was the case during the 2003 heat wave in Paris. In particular, nighttime air temperatures were found to have a significant impact on excess mortality for persons aged 65 years and older. However, cumulative exposure to heat stress or housing properties were not characterized.

The ANR project "Heat waves, urban heat islands, well-being, and health: an approach using embedded sensors" (H3 Sensing) has deployed a participatory science approach to collect individual heat stress data in homes, as well as health data among 180 inhabitants of Grand Paris between 30 and 64 years old between February and October 2025.

In this article, we will present the analysis of a heat stress exposure profile for one participant.

KEYWORDS : Microclimatic measurement, thermal stress, citizen science.

1. INTRODUCTION

Avec le réchauffement climatique, le nombre et l'intensité des phénomènes caniculaires risquent d'augmenter entraînant des risques de surmortalité. En effet, les épisodes caniculaires augmentent les risques de déshydratation, d'insolation voire de malaise cardiaque parfois mortel. En ville, ces risques sont aggravés par le phénomène d'îlot de chaleur urbain (ICU) provoqué par la bétonisation, la concentration de population et des activités industrielles, comme ce fut le cas à Paris lors de la canicule

de 2003. Pour cet épisode, des recherches postérieures ont mis en évidence des corrélations entre surmortalité des habitants et températures nocturnes dans leur quartier (Laaidi et al. 2012).

Le stress thermique caractérise l'état physiologique dans lequel le corps doit fournir un effort pour réguler sa température interne. Celui-ci ne dépend pas uniquement de la température de l'air, mais également de l'humidité, du vent et des échanges radiatifs (échanges externes), ainsi que de l'habillement (isolation thermique) et de l'activité métabolique du corps (chaleur générée en interne) comme illustré à la Figure 1. Dans la vie quotidienne, il est très variable au cours de la journée suivant le lieu dans lequel évolue la personne, qu'il s'agisse des transports, des lieux de vie ou d'activité, dans un environnement intérieur ou extérieur. De la même manière, l'activité physique influe aussi sur le niveau de stress thermique. Cela complique la caractérisation des profils d'exposition au stress thermique des habitants, comparativement aux températures d'air par exemple.

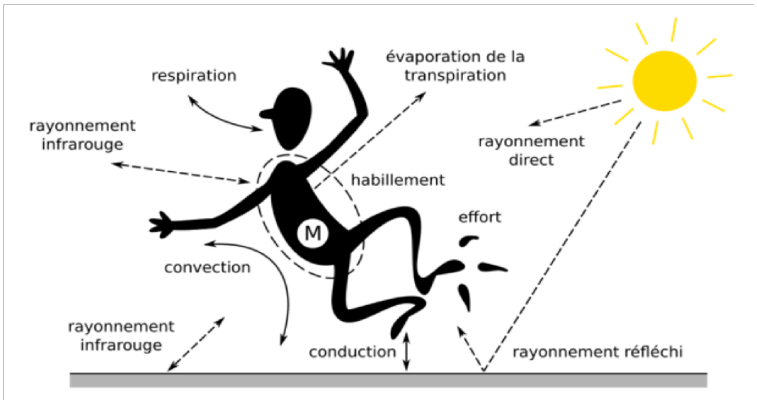


Figure 1 : Représentation schématique des différents échanges thermiques du corps humain (Parison 2020)

Pour répondre à ce défi, le projet ANR « Vagues de chaleur, îlots de chaleur urbains, et bien-être et santé : une approche par capteurs embarqués » (H3Sensing) a mené une enquête participative auprès de 180 habitants du Grand Paris, croisant notamment mesures microclimatiques et physiologiques. Une étude réalisée pour caractériser le stress thermique d'un piéton tout au long de la journée sur une périodes de mesure de 4 jours consécutifs (une en hiver et une en été).

Cet article présente les dispositifs de mesure réalisés pour mesurer les paramètres microclimatiques, ainsi que la réalisation d'un profil d'exposition au stress thermique à partir d'un jeu de données d'un participant de l'étude H3Sensing.

2. MATERIEL ET METHODES

Lors de l'étude H3Sensing, des mesures de différents paramètres ont été réalisées auprès de 180 habitants du Grand Paris, démarchés par une campagne publicitaire numérique et choisis selon différents critères. En effet, les participants ont été sélectionnés selon un échantillonnage par quotas non proportionnels par rapport à la distribution réelle de la population. En effet, le recrutement a consisté à sélectionner des participants dans une catégorie, jusqu'à ce que celle-ci soit remplie, selon des critères d'âge (30-64 ans), de revenu, de localisation géographique (en fonction de la température de l'air issue du modèle TEB - Town Energy Balance - estimé par le Centre National de Recherches

Météorologiques) et de type d'habitat (maison séparée ou mitoyenne, immeuble ancien ou moderne). Chaque participant a été muni d'un dispositif de mesure portatif, qui caractérise les conditions microclimatiques rencontrées lors de leurs déplacements et activités quotidiennes, mais aussi d'un dispositif fixe installé dans leur habitat. Le dispositif fixe est composé d'une station de mesure placée le plus près de l'environnement de sommeil du participant et d'un capteur solaire placé sur une des fenêtres du logement.

En complément, des paramètres physiologiques (activité métabolique, température et sudation du corps, pouls, …) ont été mesurés par deux bracelets connectés. Un téléphone portable permet de suivre leurs déplacements et délivrer des questionnaires sur la qualité du sommeil, l'habillement, ou encore le ressenti thermique (Thermal Sensation Vote)

Le fonctionnement de l'ensemble des dispositifs a été expliqué aux participants par des assistants de recherche. Ils ont aussi réalisé le déploiement des dispositifs, ainsi que les entretiens avant et après chaque période de mesure.

Dans l'ensemble, l'étude a nécessité la production et l'étalonnage de 23 dispositifs portatifs et fixes, la maintenance des dispositifs et la formation des assistants de recherche. Pour répondre aux contraintes d'encombrement et aux conditions d'utilisation, les capteurs utilisés sont petits, légers et à faible coût pour être facilement remplaçables. La composition des différents dispositifs et les caractéristiques de leurs capteurs sont listées au Tableau 1.

Dispositif	Paramètre	Instrument	Fournisseur	Incertitude
Portatif	Température d'air (°C)	Thermistance sous abri	LSI-Lastem	+0,5°C
	Humidité relative (%)	Hygromètre capacitif sous abri	LSI-Lastem	±2 %
	Vitesse de vent (m/s)	Anémomètre à fil chaud	Modern Device	±0,5 m/s
	Température globe noir	Pt100 et globe noir de 5cm	LSI-Lastem	±0,3°C
	Température globe blanc	Pt100 et globe blanc de 5cm	LSI-Lastem	±0,3°C
	Intensité lumineuse (lux)	Photo-résistance sur 16bits	Lite-On	±0.01 lux
Fixe	Température d'air (°C)	Thermistance sous abri	LSI-Lastem	+0,5°C
	Humidité relative (%)	Hygromètre capacitif sous abri	LSI-Lastem	±2 %
	Vitesse de vent (m/s)	Anémomètre à fil chaud	Modern Device	±0,5 m/s
	Température globe noir	Pt100 et globe noir de 5cm	LSI-Lastem	±0,3°C
	Qualité de l'air (TVOC)	Capteur de gaz digital	DF Robot	±1 ppb
Solaire	Intensité lumineuse (W/m^2)	Capteur de flux lumineux	Captec	±4,3W/m^2

Tableau 1 : Paramètres microclimatiques mesurés et instrumentation

Les anémomètres ont été évalués en soufflerie suivi d'une analyse statistique (Kamara et al, 2023). Une étude qui a permis de qualifier le caractère directif et la précision de la mesure des anémomètres.

Les capteurs des dispositifs portatifs sont montés sur un support fixé à un sac à dos (voir Figure 2). Les capteurs ont été placés au-dessus de l'épaule et en dehors du sac-à-dos pour assurer une mesure la plus fidèle de l'environnement microclimatique auquel est exposé le participant (Bartoli et al. 2022). Les capteurs des stations fixes et solaires ont été placés sur un boîtier, conçu sur mesure et imprimé en 3D.

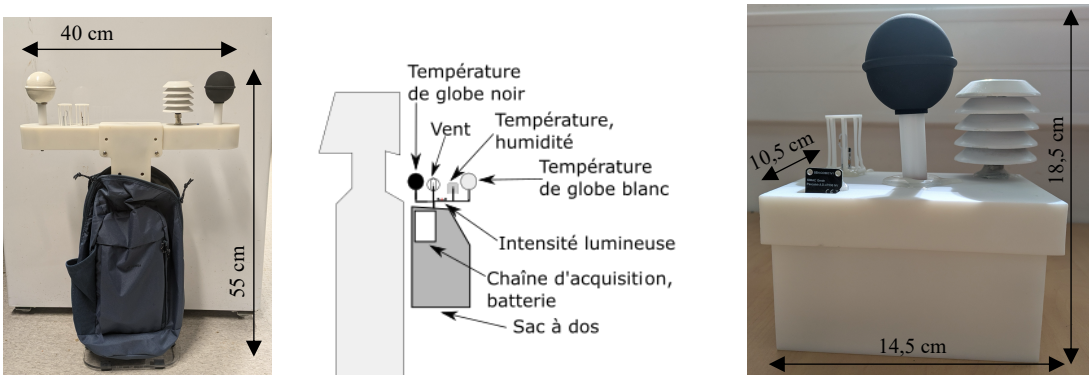


Figure 2. Photo du dispositif portatif (à gauche), schéma simplifié du dispositif portatif (au milieu), photo du dispositif fixe (à droite).

Pour piloter l'ensemble, chaque dispositif est composé d'une carte Arduino Uno R3, utilisée en communication I2C avec la plupart des capteurs, à l'aide d'un multiplexeur. Les données sont enregistrées sur une carte SD, propre à chaque dispositif, toutes les secondes. Les dispositifs fixe et solaire sont alimentés par l'alimentation secteur. Le dispositif portatif est alimenté par deux batteries pour une autonomie de 20 heures minimum.

De plus, chaque mesure est horodatée, grâce à une horloge et comprise dans la chaîne d'acquisition. Par ailleurs, il existe de nombreux biais entre la mauvaise utilisation des dispositifs, le dysfonctionnement d'un capteur et son usure (sensor drifting), des problèmes électroniques ou dans l'acquisition de données. Une mesure du décalage temporelle est alors mesurée, avant et après chaque période de mesure, sur chaque dispositif. La correction de ce décalage temporel sera réalisée dans la phase de pré-traitement des données.

La suite de cet article présente l'analyse de données collectées auprès d'un.e participant.e de l'étude H3 Sensing en juillet 2025.

3. PROFIL D'EXPOSITION AU STRESS THERMIQUE

3.1 VERIFICATION DES DONNEES

Afin de caractériser précisément l'exposition au stress thermique du participant, un pré-traitement des données est réalisé pour retirer les lignes de mesures incomplètes et les possibles données aberrantes. Cette phase permet aussi de corriger le décalage temporel des différents dispositifs.

Avant de traiter les données, il est aussi important de vérifier le port effectif du sac-à-dos par le participant, ainsi que sa présence dans le logement, pour pouvoir identifier le type d'environnement de mesure, entre intérieur et extérieur.

La Figure 3 illustre l'évolution de la température moyenne radiante du dispositif portatif et celle du dispositif fixe respectivement (en haut) de la qualité de l'air mesurée par le dispositif fixe (au milieu) et de l'intensité lumineuse mesurée par le dispositif portatif (en bas).

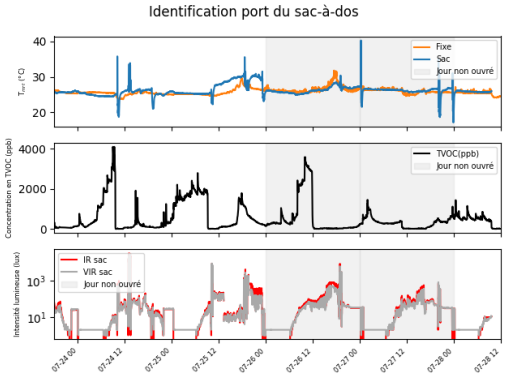


Figure 3. Exemple de données collectées avec le sac-à-dos et la station fixe sur 4 jours. Haut : température moyenne radiante ; milieu : qualité de l'air ; bas : intensité lumineuse

Le port du sac et les sorties à l'extérieurs sont identifiables aux écarts de T_{mrt} entre le sac-à-dos et la station fixe qui présentent des variations brusques (jusqu'à 10°C), également visibles par la baisse subite de TVOC, ce qui vérifie l'hypothèse formulée par rapport à la T_{mrt}.

Par ailleurs, les différents niveaux d'ensoleillement révèlent à la fois le caractère intérieur/extérieur (lumière artificielle/lumière naturelle), mais aussi la nébulosité. Ainsi, chaque valeur au-dessus de 1000 lux correspond à la fois à un déplacement du participant à l'extérieur, mais aussi à un ciel nuageux (niveau de 10^4 lux pour un ciel clair).

Dans la suite de l'article, on se concentre sur le traitement des données du dispositif portatif pour cibler les alternances intérieur/extérieur et l'impact de cette alternance sur le stress thermique du participant.

3.2 Representation des donnees H3 Sensing

Pour caractériser le stress thermique d'un participant, différents indicateurs de stress thermique sont à disposition, définis à partir des données microclimatiques. Parmi les plus utilisés, on note l'Universal Thermal Climate Index (UTCI), le Physiological Equivalent Temperature (PET), Standard Equivalent Temperature (SET*), ainsi que le Wet Bulb Globe Temperature (WBGT). Ces indicateurs expriment une température ressentie équivalente, traduisant la contrainte exercée sur le corps humain lorsqu'il est exposé à diverses conditions climatiques pendant une activité physique de référence. Chaque indicateur ne prend pas forcément les mêmes paramètres microclimatiques pour être calculé, le choix des indicateurs dépend alors des paramètres de mesure des dispositifs.

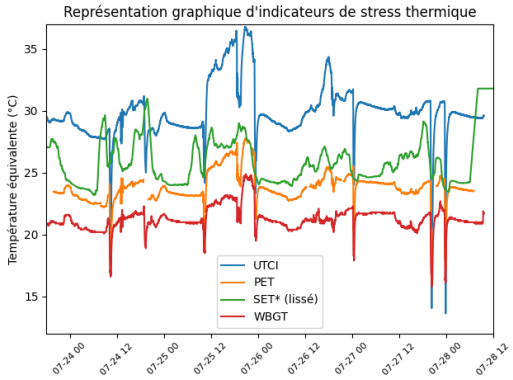


Figure 4. Évolution de différents indicateurs de stress thermique.

A travers la Figure 4, on constate que l'évolution des différents indicateurs de référence est semblable pour un niveau de stress thermique qui oscille entre plusieurs niveaux. Dans la suite de l'étude, nous avons fait le choix de nous concentrer sur le SET*, parce que celui-ci prend en compte de manière détaillée le bilan thermique individuel, particulièrement adapté aux conditions intérieures et aux conditions microclimatiques extérieures. Le SET* se calcule à partir de la résolution itérative du modèle thermo physiologique à 2 nœuds de A.P. Gagge via la bibliothèque pythermalcomfort de Python. Il prend en compte l'activité métabolique (MET), définie comme le rapport entre le taux métabolique associée à une activité physique et celui du métabolisme de base, ainsi que l'habillement (CLO), correspondant à l'isolation thermique engendrée par la tenue vestimentaire d'une personne.

Par ailleurs, en confrontant ces évolutions à celle de la température moyenne radiante (Figure 3), on constate des variations similaires. Un résultat attendu qui confirme que la température moyenne radiante a une influence importante sur cet indicateur.

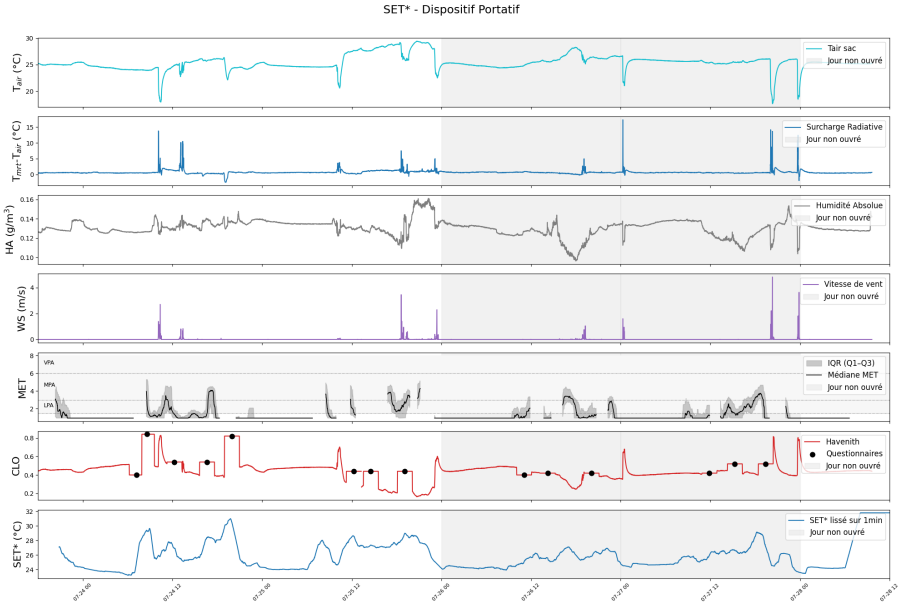


Figure 5. Évolution des différents paramètres microclimatiques et du SET.*

La Figure 5 représente les différents paramètres utilisés pour calculer le SET*. De haut en bas : température d'air (T_{air}) mesurée directement par le sac-à-dos, surcharge radiative (différence entre la température moyenne radiante T_{mrt}, calculée à partir d'une mesure de température de globe noir et la température de l'air T_{air}, mesurée directement, humidité absolue (HA), calculée à partir d'une mesure d'humidité relative, vitesse du vent (WS), norme euclidienne de la vitesse de vent mesurée dans 2 directions. On se penche désormais sur l'influence de l'activité métabolique et de l'habillement du participant sur le SET*.

L'activité métabolique (MET) est mesurée par une montre connectée : l'Empatica 4, instrumentée par l'équipe de l'IPLEPS. En grande partie à cause de la fiabilité du capteur, cette donnée engendre des trous de données, qui seront traités par une interpolation temporelle du SET* calculée. L'habillement a été calculé à partir des réponses au questionnaire (3 fois par jour) modélisées en valeur d'habillement pour chaque vêtement et en additionnant les valeurs de chaque vêtement pour reconstituer la tenue du

participant (ASHRAE 2005), couplé à une modélisation continue des valeurs d'habillement selon la température d'air (HAvenith,1999). A partir ces données d'entrée, on obtient le SET*.

On observe l'influence des variations de température d'air, notamment des fluctuations rapides associées aux alternances entre environnements intérieurs et extérieurs, ainsi que celle de la surcharge radiative, sur l'évolution du SET*. Graphiquement, on constate aussi que les valeurs du SET varient fortement en fonction de l'activité métabolique (MET) bien que de nombreuses de données soient manquantes. Ces résultats confirment ainsi l'importance accordée, dans le modèle thermophysiologique à la base de l'indicateur SET, à l'activité métabolique de l'individu, et donc à son niveau de stress.

De plus, dans cet échantillon, le participant oscille entre une situation de confort thermique, avec une température équivalente allant de 23 à 26°C, une situation de léger stress thermique, avec une température entre 23 à 26°C et un pic de stress thermique modéré à 31.8 ° C, qui a probablement entraîné l'activation des mécanismes de thermorégulation et l'augmentation de la sudation.

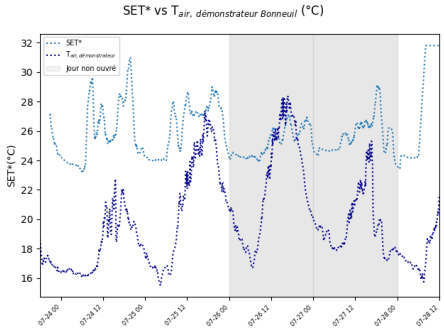


Figure 6. Comparaison entre l'évolution du SET et la température d'air extérieure mesurée sur le site expérimental de Bonneuil-sur-Marne*

Pour finir, lorsqu'on compare le SET* à des valeurs de température d'air, mesurée sur le site expérimental de Bonneuil-sur-Marne, dans le cadre de la thèse CIFRE de Charbel Abboud, au sein du LIED, on remarque que le participant a été constamment exposé à du stress thermique additionnel par rapport à celui de l'environnement extérieur, excepté le 26 juillet aux alentours de 13h où l'influence des autres paramètres microclimatiques que celui de la température d'air semble limité.

4. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Une campagne de mesure a été réalisée au cours de l'année 2025, auprès de 180 habitants du Grand Paris, pendant 2 périodes de 4 jours (hiver et été 2025). Elle avait pour but de qualifier l'exposition au stress thermique d'habitants du Grand Paris, à l'aide de dispositifs de mesures de paramètres microclimatiques, physiologiques et de localisation.

Dans cet article, nous avons présenté le protocole de mesure de l'étude H3 Sensing, ainsi que les dispositifs ayant permis de mesurer les différents paramètres microclimatiques. De plus, nous avons présenté la première réalisation d'un profil de stress thermique, à travers une étude sur l'indicateur de stress thermiques SET* et de ses différentes composantes, comme l'activité métabolique ou l'habillement. Nous avons alors pu constater l'influence de la température d'air, de la température moyenne radiante et de l'activité métabolique principalement, ainsi que le stress thermique additionnel que peut engendrer les paramètres microclimatiques par rapport à la température de l'air extérieure.

La suite des travaux consistera d'abord par la poursuite de ces profils, leur extension à la base de données complètes H3 Sensing. Pour finir, un travail cartographique préliminaire sera réalisé pour caractériser l'ensemble de l'îlot de chaleur urbain parisien.

5.REMERCIEMENTS

Cette recherche est financée par le projet ANR H3Sensing (ANR-21-CE36-0012-02) et par la Fondation de l'Université Gustave Eiffel.

BIBLIOGRAPHIE

ASHRAE Handbook, 2005. Thermal Comfort Chapter. *Fundamentals.*

Bartoli Riccardo, Frédéric Filaine, Sophie Parison, Martin Hendel. 2022. *"*Mise au point d'un dispositif de mesure portatif du stress thermique du piéton". *CIFQ 2022*

Gonzalez R.R, Nishi Y. and Gagge A.P. 1974. Experimental evaluation of standard effective temperature a new biometeorological index of man's thermal discomfort. *Int. J. Biometeor. 1974, vol. 18, number 1, pp. 1-15*

Havenith George.1999. *"*Heat Balance When Wearing Protective Clothing*", The Annals of Occupational Hygiene.* vol5, no5.

IPCC Working Group 1. 2021. *"*Climate Change 2021 – The Physical Science Basis*". Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.*

Laaidi Karine, Abdelkrim Zeghnoun, Bénédicte Dousset, Philippe Bretin Phi, Stéphanie Vandentorren, Emmanuel Giraudet, Pascal Beaudeau. 2012. "The impact of heat islands on mortality in Paris during the August 2003 heat wave". *Environ Health Perspectives.*

Météo France, 2025. *"Changement climatique : quels impacts sur les vagues de chaleur ?"*

Prohasky Daniel and Watkins Simon. 2014. Low Cost Hot-element Anemometer Verses the TFI Cobra. *19th Australasian Fluid Mechanics Conference*

Surabhi Mehrotra, Ronita Bardhan, Krithivasan Ramamritham. 2019. "Outdoor thermal performance of heterogeneous urban environment: An indicator-based approach for climate-sensitive planning". *Science of The Total Environment*. Volume 669.

Wenjie Ji, Yingxin Zhu, Heng Du, Bin Cao, Zhiwei Lian, Yang Geng, Shuli Lu, Jianyin Xiong, Changzhi Yang. 2022. Interpretation of standard effective temperature (SET) and explorations on its modification and development. *Building and Environment*. Volume 210.

DATA-DRIVEN ASSESSMENT OF ELECTRICAL FLEXIBILITY POTENTIAL IN RESIDENTIAL WET APPLIANCES

Lasha Khubashvili*[1], Jérôme LE DREAU[1], Stéphane PLOIX[2]

[1] LaSIE UMR CNRS 7356, La Rochelle Université
[2] G-SCOP lab CNRS UMR5272, Grenoble Institute of Technology / Université Grenoble
*** lasha.khubashvili@univ-lr.fr**

RESUME.

Les bâtiments résidentiels offrent un potentiel important de flexibilité électrique, mais la plupart des évaluations reposent sur des profils simulés ou des données agrégées plutôt que sur des mesures directes. Cet article propose un cadre d'analyse fondé sur les données pour quantifier le potentiel de flexibilité des appareils électroménagers humides à partir de mesures au niveau des équipements. Trois indicateurs sont utilisés : Occurrence, qui mesure la fréquence d'apparition d'une charge pertinente dans la période cible ; Intensity, l'énergie disponible lorsqu'elle apparaît ; et Alignment, la part de l'énergie totale déjà située dans cette période. Appliquée à environ 100 logements suivis toutes les 10 minutes pendant un an, pour des périodes représentatives du tarif français HP/HC, la méthode met en évidence une forte hétérogénéité entre ménages. Les résultats montrent que le potentiel de flexibilité dépend de la période considérée et se concentre sur un sous-ensemble limité de logements. Le cadre proposé fournit une approche transparente et transférable à d'autres jeux de données et périodes de flexibilité.

MOTS-CLÉS : Flexibilité énergétique résidentielle ; équipements électro-ménagers blancs ; évaluation du potentiel de flexibilité..

ABSTRACT:

Residential buildings offer significant demand-side flexibility, yet most assessments rely on simulated or aggregated data rather than direct measurements of when flexible loads are available and how much. This paper proposes a data-driven framework to quantify the flexibility potential of residential wet appliances from appliance-level measurements. Three indicators are used: Occurrence, which measures how often relevant load appears in the target period; Intensity, which measures the energy available when it appears; and Alignment, which measures the share of total energy already located in that period. Applied to about 100 homes with 10-minute appliance-level measurements over one year and periods representative of the French HP/HC tariff, the method reveals strong heterogeneity across households. Results show that flexibility potential depends on the selected period and is concentrated in a limited subset of homes. The framework provides a transparent measurement-based approach transferable to other datasets and flexibility periods.

KEYWORDS: Residential energy flexibility; Wet appliances; assessment of flexibility potential.

1. INTRODUCTION

Rapid electrification and increasing shares of variable renewable generation are strengthening the need for flexibility in power systems (IEA 2025; Li and Pye 2018). As grid reinforcement remains costly and slow, demand-side flexibility is increasingly viewed as a practical complement to supply- and network-side solutions, particularly in sectors with recurring and shiftable electricity uses (Li and Pye 2018; SEDC 2016). In the residential sector, which accounts for a substantial share of final electricity demand, implicit demand response is especially attractive because it requires limited additional infrastructures and preserves household autonomy (SEDC 2016). In France, the combination of Linky

smart meters and evolving HP/HC-type tariff structures makes residential flexibility a relevant operational topic (ENEDIS 2024).

Among residential end uses, wet appliances such as washing machines, dishwashers, and tumble dryers are of particular interest because they behave as temporary non-interruptible, or "shiftable atomic" loads: the cycle generally runs to completion, but the start times can be delayed (Degefa et al. 2018). Period-based flexibility potential is understood as the amount and timing of consumption that can be shifted relative to such a flexibility-requested period, independently of behavioral willingness to respond. This flexibility is opportunity-driven: it depends on whether meaningful energy appears in the period and on how much is available when it does (Degefa et al. 2018; D'hulst et al. 2015).

1.1. STATE OF THE ART AND GAP

Existing studies assess residential flexibility from several angles. Simulation and bottom-up approaches derive appliance demand from assumed schedules or behavioral models but may miss observed household heterogeneity (Ahmed et al. 2023). (Vellei et al. 2020) explicitly states that occupants' self-reported flexibility often does not coincide with their actual flexibility potential. Behavioral studies quantify routines and willingness to shift, but do not directly measure cycle-appliance flexibility potential (Barsanti et al. 2024). Measured-data studies come closer to operational reality: pilots have quantified appliance flexibility under real conditions (D'hulst et al. 2015), atomic-load formulations have explicitly represented non-interruptible appliance cycles (Degefa et al. 2018), and a recent smart-meter work has proposed multi-dimensional flexibility indicators (Palacios-Garcia et al. 2024). However, many available datasets remain aggregated or hourly and cannot resolve individual wet-appliance cycles (Hofmann and Siebenbrunner 2023). In parallel, operational targeting studies increasingly group or rank customers into flexibility profiles for portfolio selection, but these approaches often rely on composite metrics or clustering outputs that mask the difference between frequent small reductions and single, high-capacity appliance cycles (Petrucci et al. 2025).

1.2. PROBLEM STATEMENT

Most assessments of residential demand response treat wet appliances as broadly shiftable, based on simulated schedules, survey responses, or aggregated metering. However, for non-interruptible appliance cycles such as wet appliances, a household may be attractive either because flexibility relevant consumption in the requested period occurs frequently or because they contain substantial energy. Without distinguishing these two dimensions, flexibility potential may be overstated, and household targeting remains limited.

1.3. CONTRIBUTION

This paper proposes a compact period-based framework to characterize flexibility potential from measured appliance-level energy using three indicators: **Occurrence**, **Intensity**, and **Alignment**. Applied to wet appliances with flexibility requests aligned with the peak hours of the French HP/HC context, this framework provides a transparent basis for household comparison, grouping, and ranking.

Research question: Given measured appliance-level data, how can the flexibility potential of residential temporary cycle-based appliances be characterized using simple indicators, and how can these indicators support household comparison, grouping, and ranking in terms of recurring and sizable relevant consumption in the requested period?

2. METHODOLOGY

2.1. DATASET AND PROCESSING

The proposed method is defined for appliance-level electricity measurements sampled at a regular short time step. Let Δs denote the sampling period and Δd the duration of one day. The proposed method is defined for appliance-level electricity measurements sampled at a regular short time step.

Let's denote $\mathcal{T}$ a set of non-intersecting time periods $T_k = [\check{T}_k, \hat{T}_k[$. For instance, $\mathcal{T}_s = \{[0, \Delta_s[, [\Delta_s, 2\Delta_s[, \dots, [(n-2)\Delta_s, (n-1)\Delta_s[\}$ denotes the consecutive sample periods covering a day. The equivalence is defined by: $\mathcal{T}_1 \leftrightarrow \mathcal{T}_2 \vDash \forall t \in \mathcal{T}_1 \rightarrow t \in \mathcal{T}_2$ and $\forall t \in \mathcal{T}_2 \rightarrow t \in \mathcal{T}_1$. For instance, $\mathcal{T} = \{[0, (n-1)T_s\}$ is equivalent to $\mathcal{T}_s$.

Let $\mathcal{T}_s^F (\subset \mathcal{T}_s)$ be the series of the sample periods where flexibility is requested. Consecutive time period in $\mathcal{T}_s^F$ can be merged to yield an equivalent $\mathcal{T}^F$. Let $\mathcal{D} = (d_1, d_2, \dots d_m)$ be a set of day indices.

For the sake of clarity, we define the operator $\otimes$ on $\mathcal{D} \times \mathcal{T}$as:

$$\mathcal{D} \otimes \mathcal{T} = \{\cup_{d_i \in \mathcal{D}, T_j \in \mathcal{T}} [d_i \Delta_d + \check{T}_j, d_i \Delta_d + \hat{T}_j[\} \qquad (1)$$

Days with missing data in the relevant appliance channels are excluded from the computation of the indicators. The objective is to characterize flexibility potential directly from measured appliance energy during recurrent daily periods where flexibility is requested.

2.2. FLEXIBILITY-PERIOD DEFINITION

Accordingly, to the above definition of equivalence, requested sample periods can be merged into an equivalent set of continuous intervals denoted $\mathcal{T}^F$. Let D be the set of valid observed days. To map a daily flexibility period to all valid days, the operator $D \otimes T$ is used. It denotes the union of the corresponding time intervals over all days in D. The total energy of appliance a in household h during all requested periods is then defined as:

$$E(h, a, \mathcal{D} \otimes \mathcal{T}^F) = \sum_{T \in \mathcal{D} \otimes \mathcal{T}^F} E\,(h, a, T) \qquad (2)$$

This quantity represents the total measured appliance energy observed during the recurrent flexibility periods over all valid days.

2.2.1. Operating-state definition

Because wet appliances may exhibit standby consumption, the indicators are based on operating samples only. An appliance is operating during a sample period T if its measured energy exceeds an appliance-specific standby threshold ϵ_a. The operating energy during the requested sample periods is defined as:

$$E^*(h, a, \mathcal{D} \otimes \mathcal{T}_s^F) = \sum_{T \in \mathcal{D} \otimes \mathcal{T}_s^F} \begin{cases} E(h, a, T) & ; E(h, a, T) > \epsilon_a \\ 0 & ; E(h, a, T) \leq \epsilon_a \end{cases} \qquad (3)$$

and the number of operating sample periods inside the requested periods is:

$$O(h, a, \mathcal{D} \otimes \mathcal{T}_s^F) = \sum_{T \in \mathcal{D} \otimes \mathcal{T}_s^F} \begin{cases} 1 & ; E(h, a, T) > \epsilon_a \\ 0 & ; E(h, a, T) \leq \epsilon_a \end{cases} \qquad (4)$$

These two quantities form the basis of the KPI definitions.

2.3. KEY PERFORMANCE INDICATORS

Three complementary indicators are used to characterize flexibility potential at the household–appliance level.

Occurrence measures how often the appliance is active during the requested period. It is defined as the fraction of requested sample periods in which the appliance is operating:

$$\text{Occurrence}(h, a, \mathcal{T}^F) = \frac{O(h,a,\mathcal{D}\otimes\mathcal{T}_S^F)}{|\mathcal{T}|} \qquad (5)$$

Occurrence is dimensionless and ranges from 0 to 1. A high value indicates that relevant consumption appears recurrently in the requested period and is therefore more regularly available for a recurring flexibility scheme.

Intensity measures the magnitude of the opportunity when it exists. It is defined as the mean operating energy per active sample within the requested period:

$$\text{Intensity}(h, a, \mathcal{T}^F) = \frac{E^*(h,a,\mathcal{D}\otimes\mathcal{T}_S^F)}{O(h,a,\mathcal{D}\otimes\mathcal{T}_S^F)} \qquad (6)$$

Intensity is expressed in Wh per active sample. It indicates how much energy is present when the appliance is effectively operating in the requested period.

Alignment measures the relative importance of the requested period in the appliance's overall use pattern. It is defined as the share of total operating energy that already occurs within the requested period:

$$Alignment(h, a, \mathcal{T}^F) = \frac{E^*(h,a,\mathcal{D}\otimes\mathcal{T}_S^F)}{E(h,a,\mathcal{D}\otimes\mathcal{T}_S)} \qquad (7)$$

Alignment is dimensionless and ranges from 0 to 1. Unlike Occurrence and Intensity, it does not describe recurrence or conditional magnitude directly. Instead, it indicates how strongly the appliance's total measured use is already concentrated in the target period.

2.3.1. Threshold definition

The operating threshold ϵ_a is introduced to exclude standby or negligible consumption from the analysis. Because appliances differ in their typical operating levels, ϵ_a is defined per appliance type. This preserves appliance specificity while keeping the framework simple and transparent. In the case study, a second appliance-specific threshold is also used to define a meaningful daily opportunity at the aggregation level, following the same logic as in the original implementation.

2.3.2. Household-level comparison

KPIs are first computed at the household–appliance level. For household-level comparison, wet-appliance energy is aggregated across the equipped services within each dwelling, and household indicators are recomputed from the resulting aggregated series. In the implementation used here, the household threshold is taken as the sum of the appliance-specific thresholds of the wet-appliance services present in the dwelling. Households are then represented in a two-dimensional Occurrence–Intensity space, while Alignment or annual wet-appliance energy is used as a secondary descriptor. This representation makes it possible to distinguish households with frequent but small opportunities from those with rarer but larger ones, and to identify the dwellings that are most attractive for recurring activation in each target period.

3. CASE STUDY: ELECDOM WET APPLIANCES UNDER HP/HC – TYPE PERIODS

The proposed framework is applied to the Elecdom dataset, which provides 10-minute appliance-level electricity measurements for about 100 French dwellings (ADEME 2026). The case study focuses on wet appliances, washing machines, dishwashers, and tumble dryers, as representative non-interruptible residential loads.

In this application, each day is partitioned into four fixed recurrent daily periods: night (00:00–06:00), morning (06:00–12:00), afternoon (12:00–18:00), and evening (18:00–24:00). For each target period, the corresponding set of sample intervals $\mathcal{T}_s^F$ is defined, and the equivalent merged period $\mathcal{T}^F$ is used for interpretation. This partition provides a compact way to compare the potential for time-of-day flexibility and to represent households in Occurrence–Intensity space for each period. It is also consistent with the logic of the French HP/HC tariff, since peak and off-peak tariff periods can be approximated by one or several of these recurrent periods. At the same time, the KPI framework itself remains applicable to any user-defined recurrent daily period.

For each appliance type a, an operating threshold ϵ_a is defined using a fixed scaling factor μ=20%. In the base case, ϵ_a is set to 20% of the median positive daily energy of that appliance type. This keeps the definition of relevant operating consumption proportional to typical observed use. Occurrence, Intensity, and Alignment are then computed for each household–appliance pair and each recurrent daily period.

4. RESULT AND DISCUSSION

Figure 1 places households in the Occurrence–Intensity plane considering the high peak hours of the HP/HC tariffs as the flexibility period.

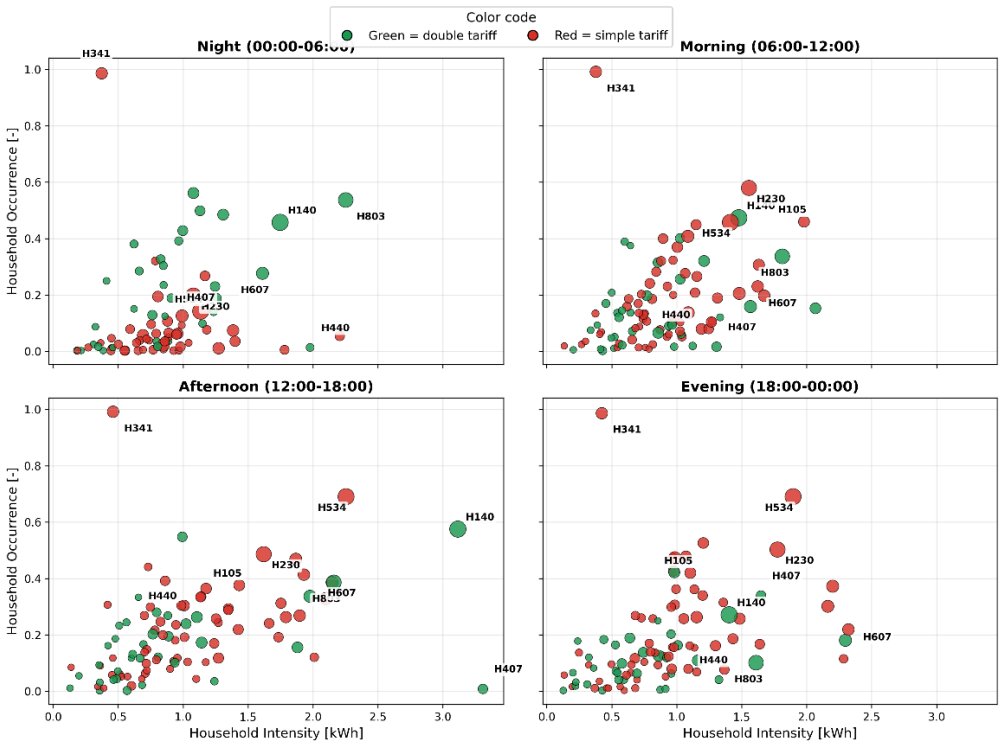


Figure 1. Household representation in the Occurrence–Intensity plane across the four recurrent daily periods. Marker size is proportional to annual wet-appliance energy.

The wide dispersion shows that households with similar appliances can still provide very different flexibility opportunities according to the periods within the day, which have been decomposed into 4 subsets: night, morning, afternoon, and evening. The wide dispersion in each panel shows that households equipped with similar wet appliances can still provide very different flexibility potential. More importantly, household positions change across periods: a dwelling that appears attractive in one period may become much less attractive in another. This confirms that residential flexibility potential is not only household-specific but also period-dependent.

In this representation, households located in the upper-right region combine frequent and large energy availability and are therefore the most attractive candidates for recurring demand-response actions. By contrast, households in the lower-left region show both low recurrence and low conditional energy and thus offer limited potential. Intermediate positions remain operationally relevant, distinguishing households with recurrent but modest availability from those with rarer but larger energy volumes. Marker size indicates annual wet-appliance electricity use and provides a secondary indication of the total load concerned.

To make this targeting logic explicit, households are classified separately in each period using the sample median of household Occurrence and the sample median of household Intensity for that period. This produces four relative groups: frequent-large, frequent-small, rare-large, and rare-small. The grouping is intended to identify the most attractive households within each period by jointly considering how often meaningful energy appears and how much energy is available when it does.

Figure 2 examines how stable the most attractive households remain across the day by counting, for each household, the number of periods in which it is classified as frequent-large. Most households never belong to this group, while only a limited subset appears in it repeatedly across several periods. This result shows that the highest flexibility potential is concentrated in a relatively small share of dwellings and that attractive households are not fully the same from one period to another. In practice, this supports adaptive targeting strategies rather than uniform activation of all households.

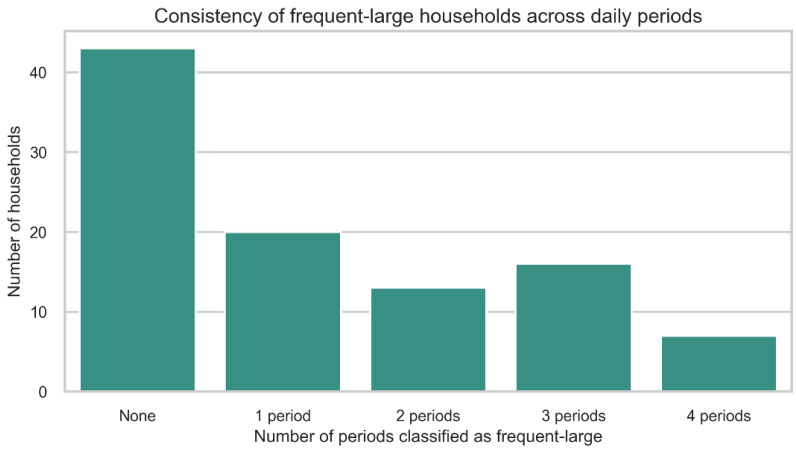


Figure 2. Number of periods in which each household is classified as frequent-large, showing the consistency of the most attractive households across the day.

A secondary descriptive comparison using available tariff metadata is shown in Figure 3 for the night period. Households on double tariffs tend to exhibit higher Occurrence and higher Alignment than

households on simple tariffs, while Intensity remains of similar magnitude. Data about tariff is available on Elecdom dataset, and shows each house tariff subscription. This pattern is consistent with a greater concentration of wet-appliance use during off-peak hours among double-tariff households. However, this comparison remains descriptive and does not establish a causal tariff effect.

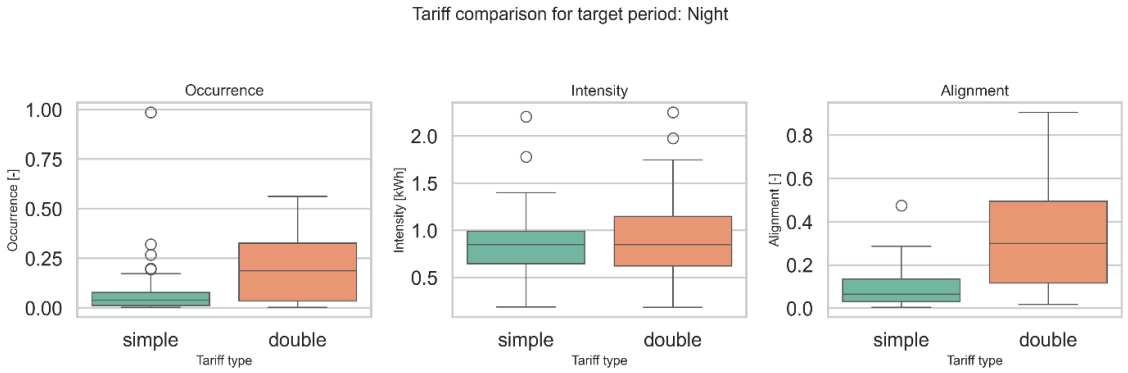


Figure 3. Comparison of household Occurrence, Intensity, and Alignment in the night period by tariff type.

Overall, the results show that residential flexibility potential is heterogeneous across households and depends strongly on the requested period. They also indicate that only a limited subset of dwellings combines recurrent and sizable energy availability, which supports targeted rather than uniform flexibility strategies.

5. CONCLUSION AND PERSPECTIVES

This paper proposed a compact period-based framework to characterize the flexibility potential of residential wet appliances from measured appliance-level energy data. The three indicators: Occurrence, Intensity, and Alignment, capture complementary dimensions of potential: how often relevant consumption appears in a requested period, how much energy is available when it does, and how much of total consumption is already concentrated in that period. Applied to the Elecdom dataset, the framework highlighted substantial heterogeneity across appliances, households, and daily periods and showed that the households appearing most attractive for recurring activation depend on the requested period.

These indicators are especially useful for screening, comparing, and ranking residential flexibility potential when the request is defined over recurrent daily periods, such as tariff periods or regularly repeated system-service periods. They provide a simple first-level characterization of where and when flexibility potential is present in measured load data, rather than a prediction of realized demand response.

The framework also has clear limits. It is designed for recurrent daily periods and does not directly address one-off events, non-recurrent requests, or inter-period constraints. It characterizes availability in measured load data, but not behavioral acceptance, control feasibility, realized shifting, or economic value.

Future work should compare appliance-specific behaviors in more detail, test robustness under alternative period definitions and threshold choices, and, most importantly, assess whether similar indicators can be approximated from total household load without appliance-level sub-metering.

6. BIBLIOGRAPHY

ADEME. 2026. “Elecdom - Données de Consommation Annuelle.”

Ahmed, Omar, Nurettin Sezer, Mohamed Ouf, Liangzhu (Leon) Wang, and Ibrahim Galal Hassan. 2023. “State-of-the-Art Review of Occupant Behavior Modeling and Implementation in Building Performance Simulation.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 185 (October): 113558. https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113558.

Barsanti, Matteo, Selin Yilmaz, and Claudia R. Binder. 2024. “Beyond the Average Consumer: Mapping the Potential of Demand-Side Management among Patterns of Appliance Usage.” *Energy Research & Social Science* 111 (May): 103463. https://doi.org/10.1016/j.erss.2024.103463.

Degefa, M. Z., H. Sale, I. Petersen, and P. Ahcin. 2018. “Data-Driven Household Load Flexibility Modelling: Shiftable Atomic Load.” *2018 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe)*, October, 1–6. https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2018.8571836.

D’hulst, R., W. Labeeuw, B. Beusen, S. Claessens, G. Deconinck, and K. Vanthournout. 2015. “Demand Response Flexibility and Flexibility Potential of Residential Smart Appliances: Experiences from Large Pilot Test in Belgium.” *Applied Energy* 155 (October): 79–90. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.05.101.

ENEDIS. 2024. “Rapport de Mission 2024.”

Hofmann, Matthias, and Turid Siebenbrunner. 2023. “A Rich Dataset of Hourly Residential Electricity Consumption Data and Survey Answers from the iFlex Dynamic Pricing Experiment.” *Data in Brief* 50 (October): 109571. https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109571.

IEA. 2025. *World Energy Outlook 2025*.

Li, Pei-Hao, and Steve Pye. 2018. “Assessing the Benefits of Demand-Side Flexibility in Residential and Transport Sectors from an Integrated Energy Systems Perspective.” *Applied Energy* 228 (October): 965–79. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.06.153.

Palacios-Garcia, Emilio J., Geert Deconinck, and Barry Hayes. 2024. “Multi-Dimensional Flexibility Potential Quantification of Household Appliances from Smart Meter Data.” Preprint, September 10. https://doi.org/10.36227/techrxiv.172599773.36122375/v1.

Petrucci, Andrea, Charalampos Vallianos, José Agustín Candanedo, Annamaria Buonomano, and Andreas Athienitis. 2025. “Large-Scale Load Profiling for Energy Flexibility in Residential Buildings: A Data-Driven Approach for Load Aggregation through Representative Clusters.” *Energy and Buildings* 346 (November): 116195. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.116195.

SEDC. 2016. “Explicit and Implicit Demand-Side Flexibility: Complementary Approaches for an Efficent Energy System.”

Vellei, Marika, Jérôme Le Dréau, and Seddik Yassine Abdelouadoud. 2020. “Predicting the Demand Flexibility of Wet Appliances at National Level: The Case of France.” *Energy and Buildings* 214 (May): 109900. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109900.

HEAVENLY: Multi-Scenario IAQ and Energy Assessment of Ventilation Systems in Multi-Family Residential Buildings

Zohreh Kiani*[1,2,3], Kátia Cordeiro Mendonça[3,4], Ali Alexandre Nour Eddine[5], Marc Abadie[2,3], Louis Bouclaud[4], Boris Brangeon[4]

[1] Eurovent Certita Certification, Paris, France
[2] LaSIE UMR CNRS 7356, University of La Rochelle, La Rochelle, France
[3] RUPEE Lab, Lagord, France
[4] Plateforme Technologique du Bâtiment Durable, Lagord, France
[5] Eurovent Middle East, Dubai, United Arab Emirates
***zohreh.kiani@univ-lr.fr**

ABSTRACT. Designing ventilation systems that simultaneously ensure good indoor air quality (IAQ) and energy efficiency in buildings requires tools that capture the interactions between airflow, heat and pollutant transport under realistic operating conditions. This paper presents HEAVENLY (Holistic Evaluation Tool for Air VENtiLation sYstems), a Python-based environment organized as a project-based workflow for case configuration, scenario execution, and indicator-based reporting to assess the performance of mechanical ventilation systems in buildings. HEAVENLY combines a numerical testbed of archetype buildings with centralized Single-Flow and balanced ventilation systems and a set of influential boundary conditions, leading to 32 operational scenarios for each case. The post-processing computes one sub index for each of the parameters and a global IAQ index together with energy-efficiency indicators. As an example of application, the performance of an exhaust ventilation system and a balanced ventilation system with heat recovery in a multifamily building is compared according to the defined IAQ and energy-efficiency indicators.

KEYWORDS: Building simulation; TRNSYS–CONTAM co-simulation; Multi-scenario analysis

1. INTRODUCTION

Ventilation plays a key role in maintaining indoor air quality (IAQ) in buildings. The literature on ventilation assessment and control emphasizes that IAQ and energy must be evaluated together, and that pollutant-resolved and exposure-oriented metrics (beyond CO_2 alone) are needed to reflect health-relevant pollutants and occupant exposure (Abadie et al. 2017; Guyot et al. 2018). Recent integrated energy–IEQ frameworks for multi-unit residential buildings further demonstrate the value of multi-domain assessment while also confirming the implementation effort required to operationalize such workflows (Rajput and Thomas 2025). Performance-based IAQ approaches have been applied to residential ventilation, typically using mass-transfer calculations within a multizone representation. Guyot et al. (Guyot et al. 2018) showed that many compliance-oriented approaches for smart ventilation in dwellings assess occupants' CO_2 exposure and condensation risk using multizone mass-balance modelling. Cony-Renaud-Salis et al. (Cony et al. 2019) proposed a multizone heat- and mass-transfer framework covering humidity, inorganic gases, particles, and selected organic compounds, with overall agreement with a national French survey except for benzene, which was overestimated. Coupling a thermal building simulation tool, e.g., TRNSYS 18 (Klein et al. 2017), with an airflow and contaminant transport model such as CONTAM (Dols and Polidoro 2021) enables time-resolved prediction of temperature, humidity, CO_2, particulate matter, and VOCs within a unified framework, supporting

holistic IAQ–energy assessments under realistic operating conditions. Accordingly, this paper presents HEAVENLY, a Python-based environment integrating TRNSYS–CONTAM co-simulation to assess ventilation systems in multi-family residential buildings. The tool targets systems with total airflow rates ranging from 1,000 to 18,500 m^3/h, corresponding to typical multi-family configurations, as described in (Kiani et al. 2024). The assessment is performed under a set of influential boundary conditions – including building airtightness, wind exposure, outdoor $PM_{2.5}$ level, wind intensity, and urban density – yielding 32 operational scenarios; simulations can be run for one of three climates (Athens, Helsinki, or Strasbourg). In this version, the workflow has evolved toward a project-based approach that separates (i) selection of archetypes and model data (Buildings Base), (ii) project creation and component editing (Edit Project), and (iii) scenario selection and batch execution (Select Simulations), followed by standardized export of results.

2. METHODOLOGY

HEAVENLY is structured into two main components: a building test bed and a graphical user interface (Kiani et al. 2024). The building test bed is a set of CONTAM–TRNSYS building performance simulations, i.e., dynamic calculations of heat, moisture and pollutants (CO_2, formaldehyde and $PM_{2.5}$) transport in a selected group of buildings equipped with specific user-adjustable ventilation systems using TRNSYS and CONTAM coupled to each other. In this coupling, TRNSYS characterizes the thermal and hygroscopic behavior of the building, while CONTAM models airflow and pollutant transport between zones. Relative humidity is computed from a moisture balance in TRNSYS using airflow rates provided by CONTAM, including moisture buffering effects, while surface condensation is not explicitly modeled. For consistency with the first version, the interface workflow is described in three functional steps – pre-processor, processor, and post-processor – now implemented through a project-based navigation (Buildings Base, Edit Project, and Select Simulations) and standardized reporting/export. In addition, this interface evolution improves the operational robustness of the HEAVENLY environment: the project-based structure strengthens input traceability, facilitates reproducibility of simulation campaigns, and reduces configuration errors when exploring multiple ventilation-system variants and boundary-condition combinations.

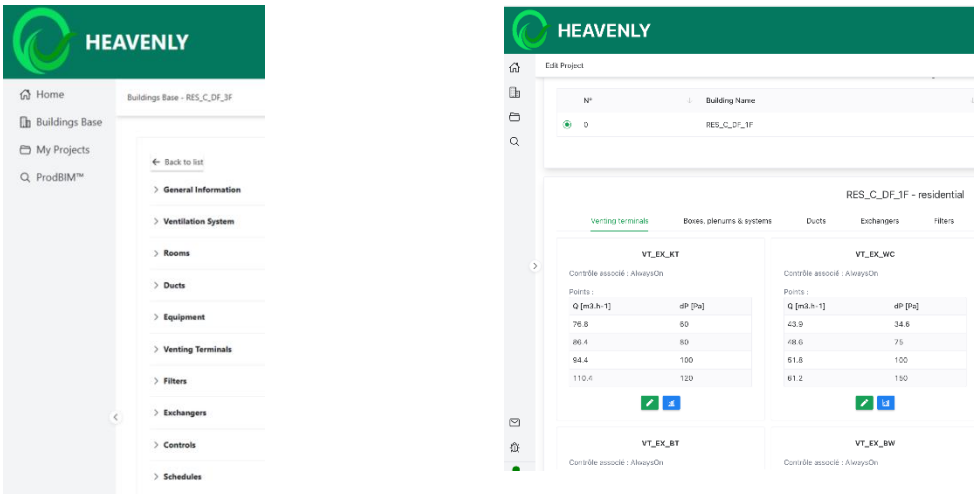
2.1. PRE-PROCESSOR

The pre-processor selects the building–ventilation archetypes, collects the user's operational/performance inputs, and sets the weather data for the simulation campaign. In the Buildings Base view (Fig. 1a), the user accesses the editable model sections (ventilation system, ducts, equipment, venting terminals, filters, exchangers, controls). This structure improves the transparency of model inputs and supports faster parameterization. The user then edits a project by selecting the building case(s) and the climate (Athens, Helsinki, or Strasbourg), and tailors the ventilation system by updating the available component definitions as illustrated in (Fig. 1b). In addition, ProdBIM, introduced in this version, provides a searchable interface for accessing component information and associated files/links when available (Fig. 2).

2.2. PROCESSOR

The processor runs the TRNSYS–CONTAM building performance simulations defined in the pre-processor and generates the time-series outputs used for the performance assessment. In the processor step, the user selects the project file associated with the tailored building–ventilation system sets, then

chooses one, several, or all scenarios in the “Select Simulations” table (using filters and checkboxes) and launches the batch run. A key technical evolution compared to the previous version is the scenario-management interface, which enables reproducible selection of one, several, or all boundary conditions (instead of only “one” or “all”), facilitating targeted parametric studies without rerunning unnecessary cases. The 32 boundary conditions result from combining the building-related factors (envelope airtightness: tight / permeable; wind exposure: facing/covered) and environment-related factors (outdoor $PM_{2.5}$ annual level: <10 / >20 µg/m³; wind intensity: weak/strong; urban density: urban/semi-urban) (Fig. 3).



a) *b)*

Figure 1:(a) Buildings Base navigation; (b) Edit Project view.

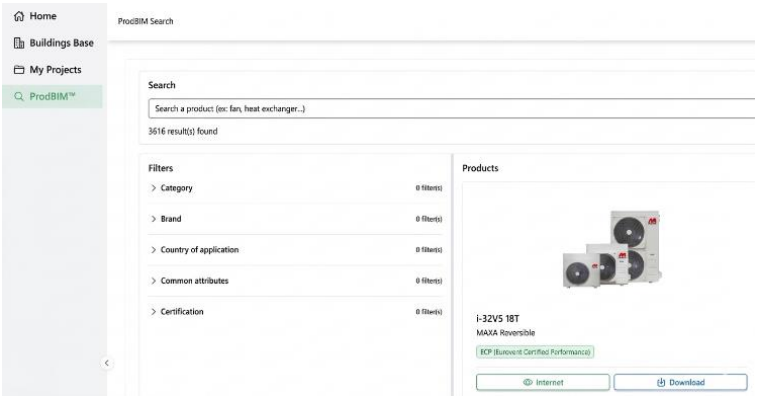


Figure 2: Interface evolution for component data access: ProdBIM search module.

Select Simulations

	NUMBER	WIND INTENSITY	PM2.5 POLLUTION	WIND-EXPOSURE*	TIGHTNESS	LOCATION
		Filter...	Filter...	Filter...	Filter...	Filter...
☑	#1	Strong	<10	Facing	Tight	Urban

Figure 3: Scenario selection for choosing boundary conditions.

2.3. POST-PROCESSOR

The objective of the post-processor is therefore to treat the processor outputs, calculate the energy efficiency and IAQ indicators as defined below, and indicate the global performance for each set of user-tailored building ventilation system.

2.3.1. Evolution of the indicator framework

In the first HEAVENLY version (Kiani et al. 2024), IAQ were summarized through a five-level rating approach derived from reference categories and "acceptable deviation" logic, with the global IAQ grade driven by the most penalizing sub-index. The present paper reports the evolution of this methodology toward (i) a clearer separation for humidity indicator, (ii) exposure-based indicators for pollutants where occupant presence is central, and (iii) reporting of the average performance together with its dispersion to support interpretation across rooms/occupants and scenarios.

2.3.2. IAQ indicators

The post-processor evaluates IAQ using four pollutant-related indicators: CO_2, humidity, $PM_{2.5}$, and formaldehyde. The grade of entity j (room or occupant) for a given indicator is denoted by $g_j \in \{1,2,3,4,5\}$, where 5 corresponds to excellent and 1 to very bad. For a given indicator X, the building-level result is computed as the mean grade over the relevant set of rooms or occupants and reported together with the standard deviation, i.e.,

$$G_X = \text{Mean}(g_j) \pm \text{SD} \quad \textbf{(1)}$$

When eligibility rules (see TAIL project (Wargocki et al. 2021)) are applied, the classification into a quality class is accepted only if the distribution of occupied time in lower classes remains limited: for a candidate class k, at least 94% of occupied time must lie within class k, at most 5% may fall into class $k-1$, and at most 1% may fall into classes $\leq k-2$; otherwise, the space is downgraded.

CO_2 indicator

EN 16798-1:2019 (CEN 2019) categorizes IAQ into four levels based on excess indoor CO_2 relative to outdoor air. To allow greater differentiation, a fifth class (E) is added to the traditional scheme (see Table 1). CO_2 is evaluated per room (e.g., bedrooms, living room, living-kitchen), each space receiving its own grade based on occupied-hour concentrations and the eligibility rule. The final CO_2 indicator is then computed as the mean grade across all evaluated rooms, and the standard deviation is reported to describe the variability between rooms ($G_{CO2} \pm SD$).

IAQ level		CO_2	
		Living Room	Bedrooms
5	Excellent	<950 ppm	<780 ppm
4	Good	<1200 ppm	<950 ppm
3	Acceptable	<1750 ppm	<1350 ppm
2	Bad	<1950 ppm	<1550 ppm
1	Very Bad	If other quality levels cannot be achieved	If other quality levels cannot be achieved

Table 1: 5-level scale for CO_2 (CEN 2019).

Humidity indicator

Humidity is represented through two independent indicators addressing different physical risks: (i) dryness discomfort and (ii) mold risk.

Dryness RH Index

EN 16798-1 categorizes IAQ into three levels based on excess indoor RH levels. To allow greater differentiation, two more levels are added to the traditional scheme. This classification serves as the initial basis for assigning an IAQ rating. To ensure the selected class reflects sustained conditions, the model integrates the TAIL methodology, and the building-level grade is computed as the mean grade across rooms with its standard deviation $(G_{RH,dry} \pm SD)$.

Mold Risk Index (RH > 75%)

The mold risk index quantifies the duration of high humidity events. It is based on the number of hours for which $RH > 75\%$, with room-type-dependent limits derived from French regulation (*NF CEN,* 2013) (bathroom, kitchen, WC, and main rooms). The final mold risk grade is computed as the mean grade across rooms, and the standard deviation is reported to describe variability between rooms $(G_{\mathrm{RH,mold}} \pm SD)$.

IAQ level		RH Range (%)	Mold Risk Criterion RH >75%
5	Excellent	35–55	No at any time
4	Good	30–60	Bathroom ≤1000 h, Kitchen ≤600 h WC and main room < 100 h
3	Acceptable	25–65	Bathroom:1000- 1200 h, Kitchen: 600-700 h WC and main room: 100- 150 h
2	Bad	20 - 70	Bathroom 1200-1400 Kitchen: 700-800 h WC and main room: 150- 200 h
1	Very Bad	If other quality levels cannot be achieved	If other quality levels cannot be achieved

Table 2: 5-level scale for relative humidity.

$PM_{2.5}$ indicator (occupant-based exposure)

$PM_{2.5}$ is assessed using short-term and long-term exposure sub-indicators computed for each occupant and a conservative occupant grade taken as the worst of the two. For occupant j, the average exposure over an averaging period T is calculated as:

$$Cm_{m,T,j} = \frac{1}{T}\sum_{t=0}^{T}\left(\sum_{i=1}^{N} C_i(t)O_{ji}(t)\right)\Delta t \qquad (2)$$

where $C_i(t)$ is the $PM_{2.5}$ concentration $[\mu g/m^3]$ in room i at time t, $O_{ji}(t) \in \{0,1\}$ indicates the presence of occupant j in room i at time t, $\Delta t[h]$ is the simulation time step, and N is the number of rooms. Two averaging periods are used: $T = 24h$ for the short-term indicator and $T = 8760h$ for the long-term indicator. Short-term and long-term exposures are classified using WHO guideline (WHO 2021) values and interim targets. The occupant $PM_{2.5}$ grade is defined conservatively as the minimum of the short-term and long-term grades, and the building-level $PM_{2.5}$ performance is reported as the mean grade across occupants with its standard deviation $(G_{\mathrm{PM}} \pm SD)$.

IAQ level		Daily Avg $PM_{2.5}$ (µg/m³)	WHO Reference	Annual Avg $PM_{2.5}$ (µg/m³)	WHO Reference
5	Excellent	≤ 10	-	≤ 2.5	-
4	Good	10 - 15	Recommended	2.5 - 5	Recommended
3	Acceptable	15 – 25	Interim Target 4	5 – 10	Interim Target 4
2	Bad	25 – 37.5	Interim Target 3	10 – 15	Interim Target 3
1	Very Bad	37.5 – 50.0	Interim Target 2	15 – 25	Interim Target 2

Table 3: 5-level scale for $PM_{2.5}$ Exposure.

Formaldehyde indicator (occupant-based exposure)

Formaldehyde is assessed using the same exposure formulation as $PM_{2.5}$ (Eq. (2)). Two averaging periods are used: $T = 30\mathrm{min}$ for the short-term indicator and $T = 8760\mathrm{h}$ for the long-term indicator; the occupant grade is defined as the minimum of the two grades. Short- and long-term formaldehyde

exposures are classified into the five-level scale using the adopted threshold values (Table 4), and results are reported as $G_{\text{formaldehyde}} \pm SD$.

IAQ level		Formaldehyde		Acceptable deviation
		Long-term (year)	Short-term (30 min.)	only for Short-term
5	Excellent	< 24 µg/m³	< 80 µg/m³	No permissible deviation
4	Good	< 30 µg/m³	<100 µg/m³	No permissible deviation
3	Acceptable	< 30 µg/m³	<100 µg/m³	AD < 3%
2	Bad	> 30 µg/m³	<100 µg/m³	AD < 5%
1	Very Bad	> 30 µg/m³	< 100 µg/m³	AD > 5%

Table 4: 5-level scale for formaldehyde.

Global IAQ score

The global IAQ grade is computed as the average of the indicator-family grades: CO_2, humidity, $PM_{2.5}$ and formaldehyde. Since relative humidity is represented by two complementary indices (dryness and mold risk), a single humidity grade is first defined so that humidity keeps the same weight as the other indicators. The global IAQ grade is then calculated as:

$$G_{\text{IAQ}} = \frac{G_{\text{CO2}} + G_{\text{RH}} + G_{\text{PM}} + G_{\text{formaldehyde}}}{4} \quad \textbf{(3)}$$

To describe the dispersion between indicators, the standard deviation across the four indicator-family grades is reported together with the mean (reported as $G_{\text{IAQ}} \pm SD$).

2.3.3. Energy efficiency indicator

In the first HEAVENLY version, energy efficiency was summarized through a normalized indicator (BEP) referenced to a baseline case and mapped to performance levels. In the updated version presented in this paper, the energy-efficiency reporting is simplified and made more transparent for users by reporting the physical quantities directly, namely (i) fan electricity consumption and (ii) thermal losses due to air renewal, without conversion into a discrete rating scale. The air-renewal thermal loss term is calculated as the sum of contributions from mechanical ventilation and infiltration:

$$\mathrm{P_{th}} = \sum_{\mathrm{i}} \left(\mathrm{P_{vent,i}} + \mathrm{P_{inf,i}}\right) \quad \textbf{(4)}$$

$$\mathrm{P_{vent,i}} = \rho \mathrm{C_p}\, \mathrm{Q_{vent,i}}\, (\mathrm{T_{sp,i}} - \mathrm{T_{in,i}}) \quad \textbf{(5)}$$

$$\mathrm{P_{inf,i}} = \rho \mathrm{C_p}\, \mathrm{Q_{inf,i}}\, (\mathrm{T_{out}} - \mathrm{T_{in,i}}) \quad \textbf{(6)}$$

where ρ and C_p are air density and heat capacity, $Q_{vent,i}$and $Q_{inf,i}$ are respectively mechanical ventilation and infiltration flow rates for room i, $T_{sp,i}$ the supply air temperature, $T_{in,i}$indoor air temperature, and T_{out}outdoor air temperature. The electric fan power, P_{elec} [W], under operating conditions is related to the electric fan power at nominal conditions, $P_{elec,nom}$ [W], by means of the following fans law equation:

$$\mathrm{P_{elec}} = \mathrm{P_{elec,nom}} \times \left(\frac{\mathrm{N}}{\mathrm{N_{nom}}}\right)^3 \quad \textbf{(7)}$$

with N [rpm] and N_{nom} [rpm] being the fan rotation speed at operating and nominal conditions, respectively. $P_{elec,nom}$ is a given characteristic of the system. The interface directly reports the resulting ventilation-related energy quantities, namely fan electricity consumption and air-renewal thermal losses, expressed as absolute values (e.g., kWh.m^{-2}.year^{-1}).

3. INTERFACE DEMONSTRATION

As an application example of HEAVENLY, a two-story residential building is simulated with two ventilation options: Single-Flow exhaust ventilation (SF) and Balanced Ventilation with Heat Recovery (BV-HR). The two ventilation systems are defined based on EN 16798-1 (CEN, 2019) design airflow rates (Category II), leading to a total airflow of approximately 2000 m³/h for the studied case. For this case, both systems operate at constant airflow. Figure 4 reports the results for a representative boundary condition combining strong wind, airtight envelope, and outdoor $PM_{2.5}$ = 20 µg/m³.

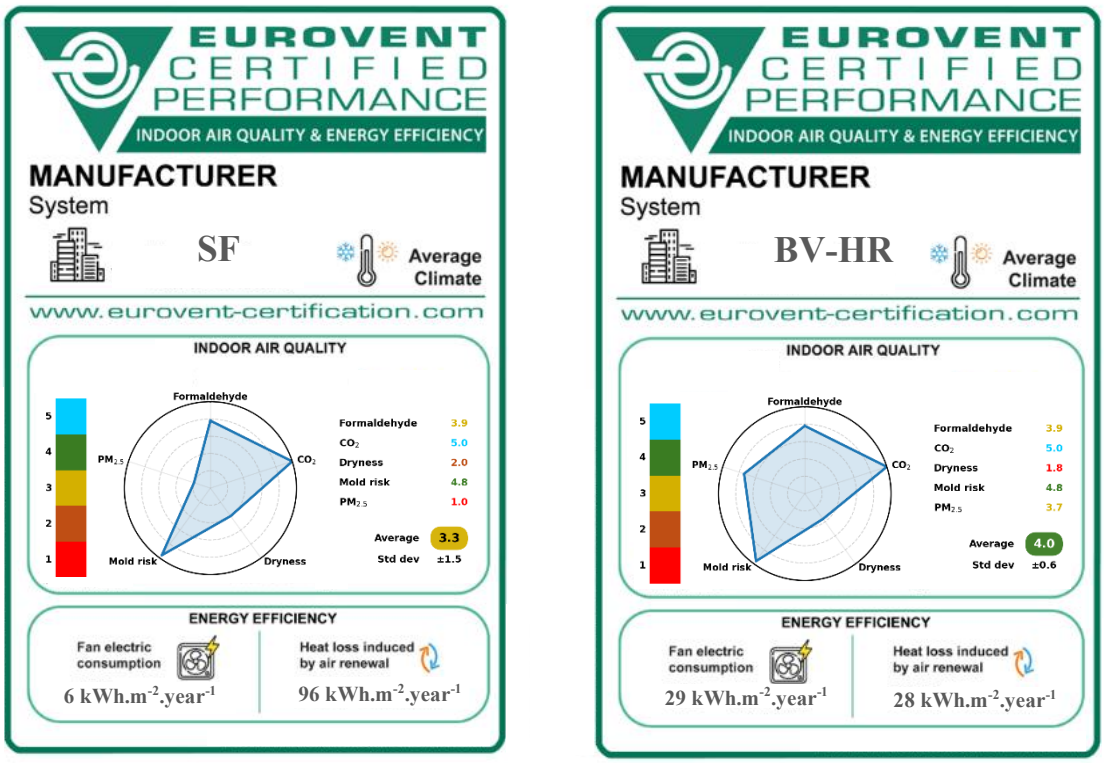


Figure 4: Post Processing window.

A key difference lies in the treatment of outdoor air: BV-HR includes heat recovery (78%) and $PM_{2.5}$ filtration (90%) on the supply air, whereas SF does not include filtration. As a result, both systems show comparable performance for CO_2 (5) and formaldehyde (3.9) and similar mold-risk scores (4.8), while the main difference is observed for $PM_{2.5}$. The SF system exhibits a low $PM_{2.5}$ score (1.0), which penalizes the global IAQ (3.3), whereas BV-HR significantly improves $PM_{2.5}$ (3.7), leading to a higher global IAQ score (4). Regarding energy, SF fan electricity is 6 kWh.m^{-2}.year^{-1}, while air-renewal heat loss is 96 kWh.m^{-2}.year^{-1}. For BV-HR, fan electricity increases to 29 kWh.m^{-2}.year^{-1}, while heat loss decreases to 28 kWh.m^{-2}.year^{-1}. This difference is explained by the presence of both supply and exhaust fans and additional pressure losses due to filtration in BV-HR, leading to higher fan consumption, while heat recovery significantly reduces air-renewal thermal losses compared to the SF system.

4. CONCLUSION

This paper presented the updated version of HEAVENLY and its contribution as an evolution of the first release. The scientific evolution concerns the post-processing methodology, with updated IAQ

indicators to improve interpretability (CO_2 with occupied-hours eligibility, humidity split into dryness and mold risk, and occupant-based short-/long-term exposure for $PM_{2.5}$ and formaldehyde), and global IAQ reported as a mean value with standard deviation to reflect dispersion. The technical evolution concerns the redesigned project-based interface (Buildings Base, Edit Project, Select Simulations) enabling transparent case configuration, scenario filtering and batch execution across the scenario set, with the addition of the Prod BIM module for component information retrieval.

5. REFERENCES

Abadie, Marc, Pawel Wargocki, Carsten Rode, et al. 2017. Indoor Air Quality Design and Control in Low-Energy Residential Buildings-Annex 68 In the Search of Indices to Evaluate the Indoor Air Quality of Low-Energy Residential Buildings.

CEN. 2019. NF EN 16798-1 – Energy Performance of Buildings – Ventilation for Buildings – Part 1: Indoor Environmental Input Parameters for Design and Assessment of Energy Performance of Buildings Addressing Indoor Air Quality, Thermal Environment, Lighting and Acoustics – Module M1. CEN, May.

Cony, Louis, Ahmed Nouamane Belhaj, Olivier Ramalho, and Marc Abadie. 2019. "Analysis of the Need of Detailed Modelling for the Assessment of Indoor Air Quality in Residential Buildings." E3S Web of Conferences 111 (August): 04043. https://doi.org/10.1051/e3sconf/201911104043.

Dols, William, and Brian Polidoro. 2021. CONTAM User Guide and Program Documentation Version 3.4. https://doi.org/10.6028/NIST.TN.1887r1.

Guyot, Gaelle, Iain Walker, and Max Sherman. 2018. "Performance Based Approaches in Standards and Regulations for Smart Ventilation in Residential Buildings: A Summary Review." International Journal of Ventilation 18 (March): 1–17.

Kiani, Zohreh, Ali Eddine, Kevin Taurines, Kátia Mendonça, and Marc Abadie. 2024. "Evaluating the IAQ and Energy Performance of Ventilation Systems in Multifamily Buildings." E3S Web of Conferences 523 (May). https://doi.org/10.1051/e3sconf/202452301003.

Klein S A., Beckman W., Mitchell J., Duffie J., Freeman T., Brau J., Evans B., Kummer J., Urban R., Fiksel A., Thornton J., Blair N., Williams P., Bradley D., McDowell T., Kummert M. 2017. TRNSYS 18: A Transient System Simulation Program. Solar Energy Laboratory, USA.

NF DTU 68.3 .Travaux de Bâtiment - Installations de Ventilation Mécanique - Partie 1-1-1 : Règles Générales de Calcul, Dimensionnement et Mise En Oeuvre - Cahier Des Clauses Techniques Types. 2013.

Rajput, Tripti Singh, and Albert Thomas. 2025. "A Coupled E-IEQ Simulation Framework for Optimizing Energy and Indoor Environmental Quality in Multi-Unit Residential Buildings of Tropical Climate." Building and Environment 272 (March): 112681.

Wargocki, Pawel, Wenjuan Wei, Jana Bendžalová, et al. 2021. "TAIL, a New Scheme for Rating Indoor Environmental Quality in Offices and Hotels Undergoing Deep Energy Renovation (EU ALDREN Project)." Energy and Buildings 244 (August): 111029. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111029.

WHO. 2021. WHO Global Air Quality Guidelines: Particulate Matter (PM2.5 and PM10), Ozone, Nitrogen Dioxide, Sulfur Dioxide and Carbon Monoxide.

Impact of Model Granularity on Residential Occupant-Dependent Electrical Load Modelling

Jérôme Le Dréau[1*]

[1] LaSIE UMR CNRS 7356, La Rochelle Université, France
***jledreau@univ-lr.fr**
ORCID: 0000-0002-6804-4160

RESUME. Une modélisation précise des courbes de charge est indispensable pour modéliser l'interaction bâtiments-réseaux, qui peut être matérialisée à l'échelle du bâtiment par une production locale ou un signal prix dynamique. Ce type de modélisation repose généralement sur des modèles « bottom-up », qui nécessitent de nombreux paramètres d'entrée (par exemple, des paramètres socio-économiques, d'activités, les taux d'équipement et l'efficacité énergétique). L'objectif principal de cette étude est de déterminer le niveau de détail requis pour qu'un générateur de courbes de charge puisse capturer avec précision l'intensité d'utilisation et la variation temporelle d'équipements spécifiques. Différents modèles ont été développés, prenant en compte les variations dans la modélisation de la présence et/ou des activités des occupants, ainsi que dans la modélisation des courbes de charge unitaires. Un jeu de données de validation (Elecdom, 2023) est utilisé pour comparer les résultats des modèles. Différents indicateurs de performance sont ensuite définis pour analyser les résultats, en se concentrant sur des objectifs spécifiques d'interaction bâtiments-réseaux. Concernant l'utilisation du lave-linge, l'analyse de ces résultats révèle que les courbes de charge unitaires mesurés améliorent la diversité en termes d'intensité d'utilisation. La diversité temporelle est améliorée par les modèles plus avancés, mais reste cependant limitée par le nombre restreint de catégories d'occupants.

MOTS-CLÉS : charge électrique, modèle d'occupants, bottom-up, stochastique, niveau de détail.

ABSTRACT. Accurate modelling of the electrical load is required when modelling building-to-grid interaction in order to properly capture the dynamics and evaluate the match with local production or dynamic price signals. Such modelling usually relies on bottom-up models, which require many input parameters (e.g. socio-economic, activity-, appliance- and energy efficiency-related parameters). The main objective of this study is to determine the level of detail required for an electrical load model to accurately capture the intensity of use and the temporal variation of specific equipment. Different models are developed, accounting for variations in the modelling of occupant presence and/or activities and in the modelling of the cycle power profiles. A validation dataset (Elecdom, 2023) is used to compare the models' outputs. Different KPIs are then defined to compare the results, focusing on specific building-to-grid objectives. For the use of the washing machine, the analysis of these results reveals that measured cycle profiles improve the diversity in terms of intensity of use. The temporal diversity is improved with person-based models but still suffers from limitations due to the limited number of categories for occupants.

KEYWORDS: electric-load, occupant model, bottom-up, stochastic, level-of-detail

1. INTRODUCTION

Buildings can play an active role in the transition to a new energy system by producing energy locally (e.g. with a photovoltaic system) and providing flexibility services to the grid by modulating their energy usage. This new role for buildings requires modelling tools that can properly capture diversity in terms of both time and intensity of use. Such precision is necessary in order to capture dynamics and evaluate the match with local production or dynamic price signals. In this article, we will focus on the modelling of appliances that are occupant-dependant, such as washing machines or television. According to (Carlucci et al. 2020), there are five categories of model: deterministic, statistical,

stochastic/probabilistic, data-driven and agent-type. Of these, generalised linear and stochastic models are the most widely used in building energy modelling, particularly those based on Markov chains (Richardson et al. 2010). This type of modelling requires many input parameters related to socio-economics, activities, appliances and energy efficiency. Although there is a wealth of literature on tool development, there is limited research on the comparison of modelling procedures and the ability of tools to generate coherent diversity. (Bottaccioli et al. 2019) developed a non-homogenous semi-Markov model that can generate statistically consistent populations of heterogeneous families. (Yamaguchi et al. 2019) proposed a cross-analysis of four existing methods for modelling household appliance use. They noted the limitations of existing tools in replicating intra- and inter-household variations, and emphasised the various parameters influencing load simulation. (Sanderson et al. 2020) compared three modelling techniques for wet appliances and demonstrated that models driven by the presence of occupants performed best in terms of modelling load distribution over time. (Barsanti et al. 2024) challenged the common modelling assumption that socio-demographic factors are sufficient to characterise energy demand heterogeneity and compared three modelling methods. Their alternative approach, which centred on patterns of appliance use, showed improvements in modelling diversity.

The state-of-the-art shows that there is considerable variation in appliance use modelling methodology, and that only a limited number of articles compare different techniques. While most stochastic models can accurately reproduce the average load of a group of houses, their ability to model usage diversity has not been extensively evaluated. There is no consensus on the most suitable method and the level of detail required for accounting for diversity. This article aims to evaluate the impact of modelling techniques and assumptions on the modelling of diversity (in terms of intensity and temporality) in stochastic bottom-up models. In Section 2, the different models developed are presented, together with the relevant key performance indicators. In Section 3, some results are analysed, first focusing on the influence of the cycle power profiles, and then on the modelling of occupants. The washing machine case study is used to test different modelling strategies.

2. METHODS

Different occupant models have been developed to test the influence of model granularity on residential occupant-dependent electrical load modelling. In this work, the models used are first-order non-homogenous Markov chains. This type of model has been preferred to regression-based or agent-based models as they are quite widely used for occupant modelling. The modelling work has been performed in Python, using an updated DEMOD library with parameters adapted to the French context and developing specific models (Le Dréau 2025). The modelling time-step is 10 minutes.

The overall procedure can be broken down into three steps as shown in Figure 1. This type of modelling relies on different databases, which are used to describe the activities of the population (time-use surveys TUS), the characteristics of households (census data) and the energy use of equipment (cycle profiles). The procedures under investigation in this work are highlighted in orange in Figure 1 and deal with the following two topics:

- the level of granularity of the TUS data and their integration into Markov-chain-type occupant models;
- the level of detail on the cycle power profile data.

This work uses the concept of level of detail (LoD) to characterise the differences between modelling approaches, with LoD 1 representing the simplest approach. This concept was introduced by (Malik et al. 2022) and (Wu et al. 2023) in the context of occupant modelling.

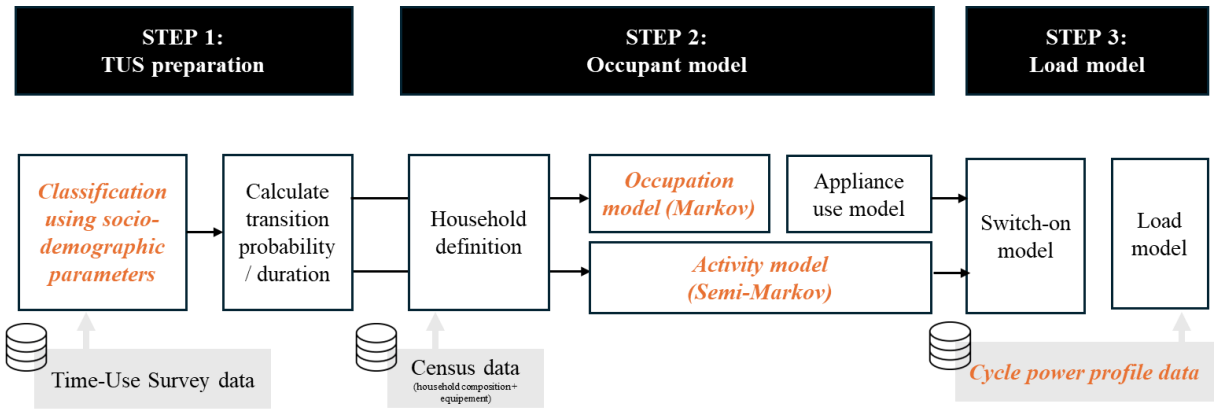


Figure 1 : Overview of the procedure for modelling appliance use (in orange are the procedures under investigation in this article).

2.1. STEP 1 AND 2: MODELLING OCCUPANTS FROM TIME-USE SURVEY DATA

First, the Time-Use Survey (TUS) data (INSEE 2010) must be processed to calculate the transition probabilities and durations for the Markov chain models. Three classifications have been tested to evaluate the influence of the subgroup granularity: one with two typologies (adult/student), one with three typologies (man/woman/student), or one with 9 typologies (man/woman/student, single-person/multi-person household, worker/retired). For the more detailed typology, we assume that both family and job status influence much the activities performed by occupants. Weekends and weekdays data have also been split, leading to 25 different groups of TUS data. Then, the parameters of the Markov and semi-Markov chain models are calculated for each of these subgroups. The second type of model differs from the first in that it calculates the sojourn time for each state, thereby avoiding the frequent changes in activities that can be encountered with the classic Markov chain. The number of states is also defined differently, with either 4 states[1] for the Markov chain or 13 states[2] for the semi-Markov chain. The first model is based on the classic Richardson model (Richardson et al. 2010), whereas the second one is based on the model developed by (Bottaccioli et al. 2019). For the simplest model, the appliance usage model must also be defined based on the average activity-related usage profile of the related population. In a second step, the different types of households are defined based on census data related to typical household composition and characteristics of household equipment. Average national statistics are used (e.g. in a two-person household, the probability of the individuals being retired or active, and of the household being a couple or divorced, is determined based on INSEE census data (INSEE 2022)). Kids are assumed to have the same schedule as students. It should be noted that appliance ownership is assumed to be constant for all subgroups. In total, four different levels of detail have been defined for the categorisation of TUS and the type of occupant model:

- occ_LoD 1: an occupancy-based model, using a 4-state Markov chain model based on two subgroups (adult/kid)

[1] *'away from home and active', 'away from home and asleep', 'at home and active', 'at home and asleep'*
[2] *'away', 'cleaning', 'cooking', 'dishwashing', 'electronics', 'ironing', 'laundry', 'music', 'other', 'self_washing', 'sleeping', 'studying', 'watching_tv'*

- occ_LoD 2: an activity-based model, using a 13-state semi-Markov chain model based on:
    - occ_LoD 2-1: two subgroups (adult/kid)
    - occ_LoD 2-2: three subgroups (man/woman/kid)
    - occ_LoD 2-3: nine subgroups (man/woman/kid, single/couple, active/retired)

2.2. STEP 3: MODELS FOR POWER CYCLE LOADS

The last step consists of converting the activities to energy consumption, assuming a proportional relationship between the related activity and the switch-on of the equipment. In order to compare the diversity of the outputs, all simulations are set to have the same mean number of cycles for the pool of houses. This target is used to calibrate the probability of switch-on events in relation to the number of activity-related time steps. Ultimately, the power cycle load of the associated equipment can be incorporated into the load time series. A single type of power cycle load is assigned to the house. In total, four different levels of details have been defined for the power cycle loads model:

- *cycle_LoD 1*: constant power when switched-on
- *cycle_LoD 2*: simplified profile, with a peak of power at the beginning of the cycle
    - *cycle_LoD 2-1*: average energy class (A+)
    - *cycle_LoD 2-2*: randomly selected energy class (from A+++ up to B)
- *cycle_LoD 3*: randomly selected profile from the Tracebase database (Reinhardt 2017)

2.3. KEY PERFORMANCE INDICATORS FOR DIVERSITY EVALUATION

The objective of this work is to evaluate the influence of the model granularity on the diversity of the load profiles generated by a bottom-up simulator. The key performance indicators (KPIs) are thus related to the inter-household diversity and aim at characterising this diversity both in terms of intensity of use (i.e. how much) and of temporality of use (i.e. when). Some of the KPIs evaluated in this study have also been used by (Yamaguchi et al. 2019) and (Barsanti et al. 2024). The indicators are presented in Table 1.

Table 1 : Set of indicators used for comparing the modelling approaches.

	Description	Equation	Unit	Eq.
Total demand	Total energy consumption in the year	$E = \sum P(t)$	kWh	(1)
Maximum daily peak	Peak consumption of the average daily load profile	$P_{peak\ daily} = max(P_{av.daily}(t))$	Wh over 10 min	(2)
Entropy	Entropy of hour of switch-on, with pdf the probability distribution function at each time of day (10-min)	$H = -\sum pdf(t) \cdot ln(pdf(t))$	-	(3)
Morning-peak share	Ratio of energy consumed between 7am and 9am to the total energy	$\%_{morning\ peak} = \frac{\sum_{h\in[7-8]} P(t)}{\sum P(t)}$	%	(4)
Evening-peak share	Ratio of energy consumed between 5pm and 8pm to the total energy	$\%_{evening\ peak} = \frac{\sum_{h\in[17-20]} P(t)}{\sum P(t)}$	%	(5)
Self-production ratio	Ratio of energy supplied by a 3 kWp PV installation (south-orientation, La Rochelle) to the total consumption	$\%_{self-prod} = \frac{\sum P_{from\ PV}(t)}{\sum P(t)}$	%	(6)

The KPIs related to the intensity of use are the total demand (Eq. 1) and the maximum daily peak (Eq. 2). The other four KPIs are related to the temporality of use, with entropy (Eq. 3) representing the intra-household diversity of switch-on times. Lower entropy indicates a higher concentration of switch-on times within a limited timeframe. The morning-peak share, evening-peak share and self-production ratio aim to characterise building-to-grid interactions. The morning-peak share (Eq. 4) and evening-peak share (Eq. 5) evaluate the concentration of consumption during peak hours. The self-production ratio

(Eq. 6) represents the local consumption from a PV system. A 3 kWp system has been assumed, located in La Rochelle and facing south with a tilt of 20°. The PV output has been calculated using the *PVWatts* model from the *pvlib* library and the hourly solar irradiance model from *SARAH3*.

The main interest in these KPIs is to observe their range of variation within the simulated households, as this will characterise the models' ability to account for diversity. Therefore, the interquartile range (25-75%) is calculated and compared for these indicators.

3. RESULTS

To test and validate the methodology, this study focuses on energy use associated with washing machines. The diversity resulting from the different modelling types is evaluated using a sample of 100 households, which are composed as follows: 28 single-person households, 26 two-person households, 15 three-person households, 21 four-person households and 10 five-person households. This sample corresponds to the Elecdom panel (Ademe 2023) and the results are compared with these measurements. On average, this panel use the washing machine 3.2 times per week, for a total yearly consumption of 83 kWh.

3.1. INFLUENCE OF THE MODELLING OF THE CYCLE POWER PROFILES

Firstly, the influence of the cycle power profiles is evaluated, with four levels of detail being tested (see Section 2.2). The occupant model used corresponds to the 4-state Markov chain model (*occ_LoD 1*). The average duration of a washing machine cycle is 100 minutes. For *cycle_LoD 1*, the mean power is set to 220 W. For the simplified profile (*cycle_LoD 2*), the cycle has a peak of around 2 kW at the beginning (lasting 12 minutes). The distribution of the different KPIs is shown in Figure 2 and the interquartile range (IQR) are calculated in Table 2.

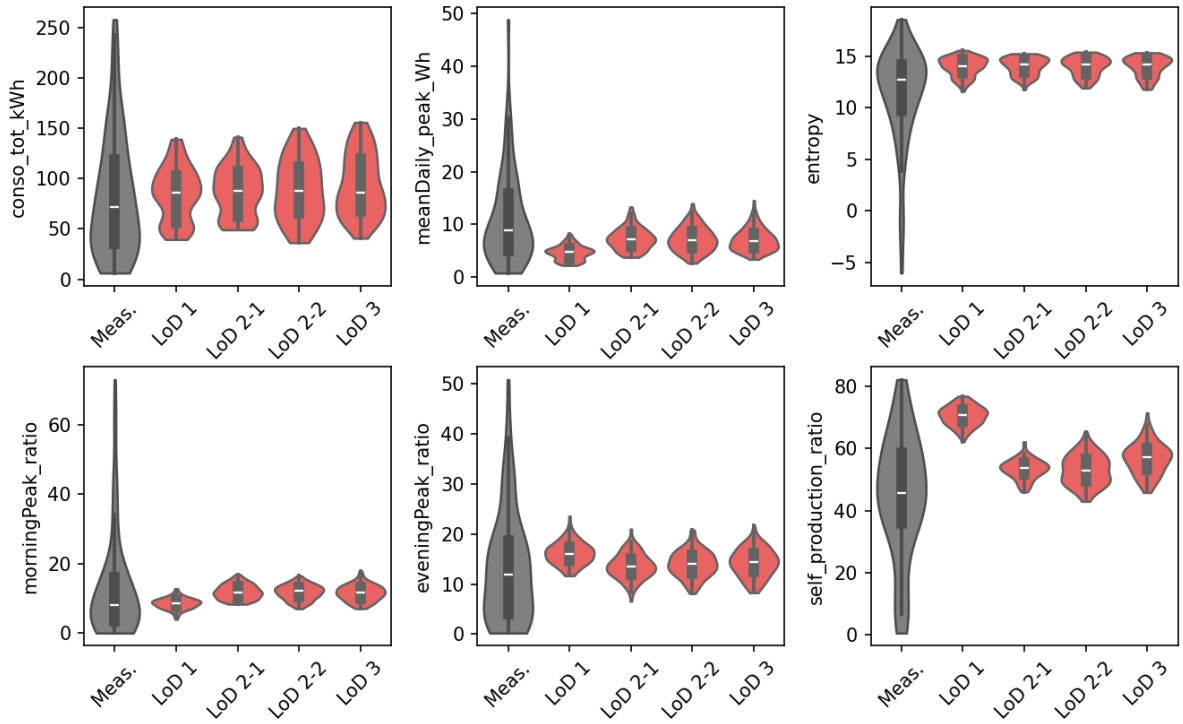


Figure 2: Violin plots of the KPIs for the measurements (in grey) and for various cycle power profile models (in red).

Table 2 : Characteristics of cycle power models and resulting interquartile ranges for some KPIs

	Profile	Energy class	IQR_{energy} [kWh]	$IQR_{dailypeak}$ [Wh]	$IQR_{entropy}$ [-]	$IQR_{self\text{-}prod}$ [-]
Measurements	-	-	83	10.9	4.5	22.8
Model *cycle_LoD 1*	Constant	Single (A+)	48	2.0	1.4	4.3
Model *cycle_LoD 2-1*	Simplified	Single (A+)	45	2.9	1.4	3.8
Model *cycle_LoD 2-2*	Simplified	Multiple (B > A+++)	46	**3.3**	1.4	**7.2**
Model *cycle_LoD 3*	Measured	Multiple	**52**	2.9	**1.5**	7.0

These results show that the level of detail in the cycle power profile is not of main importance for modelling the diversity. The variation in the number of cycles according to the number of persons in a household already creates a relatively large variation in consumption. Only the definition of energy classes improves diversity slightly, with a few more extreme intensity-of-use values. Using a simplified load shape (*cycle_LoD 2*) improves the modelling of the peak value and thus of the self-production by capturing the lost energy. Using of a measured cycle power profile does not deem necessary to improve the accuracy.

3.2. INFLUENCE OF THE MODELLING OF OCCUPANT PRESENCE AND/OR ACTIVITIES

Then, the influence of the modelling of occupants has been evaluated, with four levels of detail beeing tested (see Section 2.1). The measured cycle power profiles (*cycle_LoD 3*) were used to compare the models. The distribution of the different KPIs is shown in Figure 3 and the interquartile range (IQR) are calculated in Table 3.

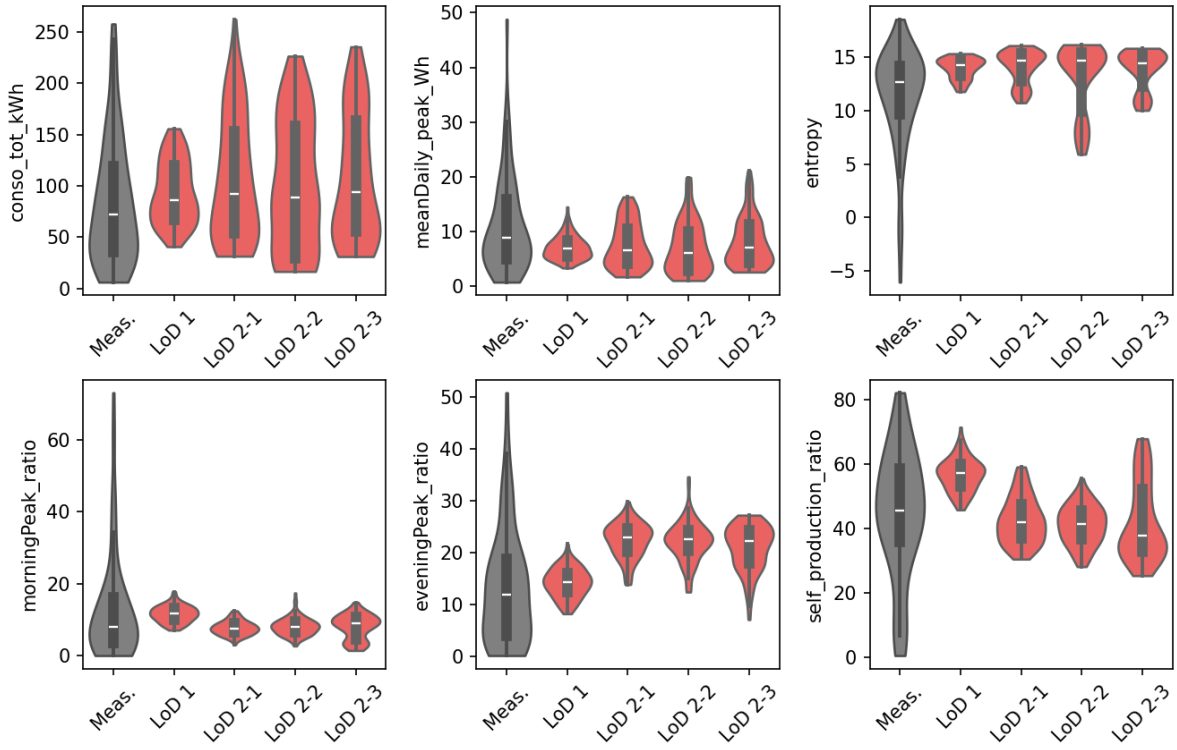


Figure 3 : Violin plots of the KPIs for the measurements (in grey) and for occupant models (in red).

Table 3: Characteristics of occupant models and resulting interquartile ranges for some KPIs (occ. = occupant-based / act. = activity-based).

	Occupant model		Nbr of TUS groups	IQR_{energy} [kWh]	$IQR_{dailypeak}$ [Wh]	$IQR_{entropy}$ [-]	$IQR_{self\text{-}prod}$ [-]
Measurements	-		-	83	10.9	4.5	22.8
Model *occ_LoD 1*	Occ.	Markov (4 states)	2 (adults/kid)	52	2.9	1.5	7.0
Model *occ_LoD 2-1*	Act.	Semi-Markov (13 states)	2 (adults/kid)	99	6.3	2.6	10.2
Model *occ_LoD 2-2*	Act.	Semi-Markov (13 states)	3 (man/woman/kid)	**128**	**7.2**	**5.5**	9.0
Model *occ_LoD 2-3*	Act.	Semi-Markov (13 states)	9 (man/woman/kid, single/couple, active/retired)	107	7.0	3.1	**19.2**

In terms of intensity of use (total consumption and mean daily profile), using an activity-based model rather than an occupancy-based model improves the representation of diversity, as demonstrated by the doubling of the IQR range for the two indicators. The distribution becomes also more skewed as the level of detail increases. In terms of the temporality of use, the different models still have limitations. Despite a slight improvement with the level of detail, more complex models struggle to capture households with regular schedules (characterised by low entropy) and those that use their washing machine outside of active occupancy (and overestimating the evening peak ratio). The evening peak ratio for occ_LoD 2 models is overestimated due to the mismatch between the related activity (laundry) and the switch-on time. The change to more subgroups in the TUS data only affects the representation of diversity for self-consumption and the tails of some distributions. This suggests that a large degree of diversity may already be present within a single subgroup (e.g. an active male worker). When comparing the average daily load profiles of measurements and simulations (Figure 4), the lack of temporal diversity in the modelling can be observed. Despite being stochastic, Markov chain models tend to reproduce similar patterns between households.

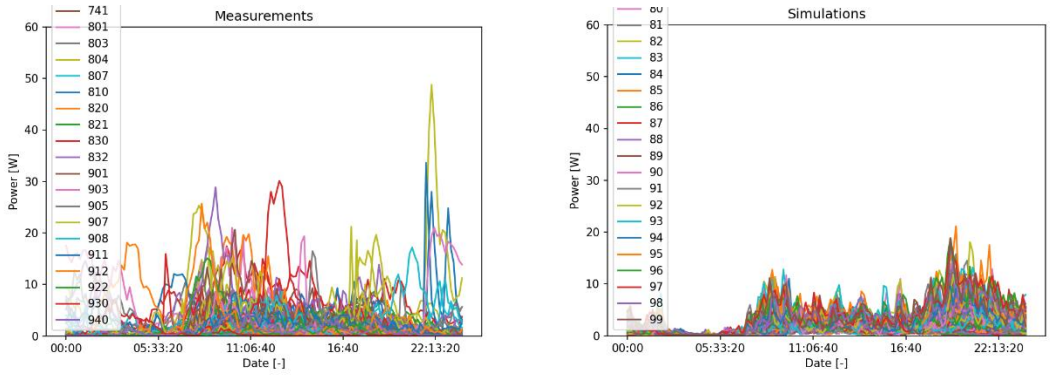


Figure 4: Average daily load profile of 100 households from the measurement (left) and from the LoD 2-3 model (right)

4. CONCLUSION

This work aimed at evaluating the impact of the level of detail on the modelling of diversity (in terms of intensity and temporality) in stochastic bottom-up models. The influence of cycle power profile models and occupant presence/activities model has been evaluated and compared to measured data on 85 washing-machines. This analysis showed that simplified power profiles were sufficient to capture equipment diversity, and that activity-based models performed better at representing behavioural

diversity, with a wider range of intensity and temporal variability of use. However, limited temporal diversity in usage was observed, even with nine different subgroups of persons.

This analysis can inform different future research directions. Firstly, non-supervised classification techniques should be tested on the TUS data to create a wider range of subgroups. Then, other modelling techniques should be added to the benchmark, such as regression-based methods (e.g. StROBe) or agent-based methods (e.g. LPG or SMACH).

5. SUPPLEMENTARY MATERIAL

The code used to generate these results is available on https://gitlab.univ-lr.fr/jledreau/demodfr.

6. ACKNOWLEDGMENT

This work was carried out as part of the PEPR FlexTASE research project (ANR 22-PETA-0009).

7. BIBLIOGRAPHY

Ademe. 2023. « Panel usages électrodomestiques ». https://librairie.ademe.fr/changement-climatique-et-energie/4473-panel-usages-electrodomestiques.html.

Barsanti, Matteo, Selin Yilmaz, et Claudia R. Binder. 2024. « Informing targeted Demand-Side Management: Leveraging appliance usage patterns to model residential energy demand heterogeneity ». *Energy and Buildings* 321 (octobre): 114639. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114639.

Bottaccioli, Lorenzo, Santa Di Cataldo, Andrea Acquaviva, et Edoardo Patti. 2019. « Realistic Multi-Scale Modeling of Household Electricity Behaviors ». *IEEE Access* 7: 2467-89. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2886201.

Carlucci, Salvatore, Marilena De Simone, Steven K. Firth, et al. 2020. « Modeling occupant behavior in buildings ». *Building and Environment* 174 (mai): 106768. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106768.

INSEE. 2010. « Enquête Emploi du temps 2009-2010 ». https://www.insee.fr/fr/metadonnees/source/operation/s1362/presentation.

INSEE. 2022. « Population census ». https://www.insee.fr/en/metadonnees/source/serie/s1321.

Le Dréau, J. (DEMOD-FR). 2025. « GitLab ». https://gitlab.univ-lr.fr/jledreau/demodfr.

Malik, Jeetika, Elie Azar, Ardeshir Mahdavi, et Tianzhen Hong. 2022. « A level-of-details framework for representing occupant behavior in agent-based models ». *Automation in Construction* 139 (juillet): 104290. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104290.

Reinhardt, Andreas. 2017. « tracebase ». https://github.com/areinhardt/tracebase.

Richardson, Ian, Murray Thomson, David Infield, et Conor Clifford. 2010. « Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model ». *Energy and Buildings* 42 (10): 1878-87. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.05.023.

Sanderson, Edward, Aikaterini Fragaki, Jules Simo, et Bogdan Matuszewski. 2020. « Comparing Bottom-Up Energy Consumption Models Using The Wasserstein Distance Between Load Profile Histograms ». *BSO-V 2020: IBPSA-England Building Simulation and Optimisation Conference 2020*. https://publications.ibpsa.org/proceedings/bso/2020/papers/bso2020_Sanderson.pdf.

Wu, Yi, Jingjing An, Mingyang Qian, et Da Yan. 2023. « Application-driven level-of-detail modeling framework for occupant air-conditioning behavior in district cooling ». *Journal of Building Engineering* 70 (juillet): 106401. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2023.106401.

Yamaguchi, Y., S. Yilmaz, N. Prakash, S. K. Firth, et Y. Shimoda. 2019. « A Cross Analysis of Existing Methods for Modelling Household Appliance Use ». *Journal of Building Performance Simulation*, mars 4. World. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/19401493.2018.1497087.

Vers un référentiel d'analyse socio-technique de la flexibilité énergétique et organisationnelle : le cas des boulangeries.

Robin Lenormand[1]*, Guillaume Guimbretière[2], Sacha Hodencq[1], Frédéric Wurtz[1]

[1]*Univ. Grenoble Alpes, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France*

[2]*Laboratoire TREE - UMR 6031, CNRS, Université de Pau et des Pays de l'Adour, Pau, France*

**robin.lenormand@g2elab.grenoble-inp.fr*

RESUME. La flexibilité énergétique est un concept mobilisé en Sciences des Techniques, notamment pour garantir la stabilité des réseaux et le développement des énergies renouvelables. Cet article de conférence vise à élargir la définition de la flexibilité en prenant comme étude de cas le contexte de précarisation énergétique et sociale de la filière boulangère. A travers une enquête de terrain dans plus de 20 boulangeries, nous proposons une typologie des stratégies de flexibilité et nous montrons les aspects systémiques et symbiotiques des flexibilités énergétiques et organisationnelles, à l'échelle du système technique, du bâtiment et du territoire.

MOTS-CLÉS : Flexibilités énergétique et organisationnelle, Stratégies de flexibilité, Boulangerie

ABSTRACT. Energy flexibility is a concept used in engineering sciences, particularly to ensure grid stability and the development of renewable energies. This conference paper aims to broaden the definition of flexibility by taking as a case study the context of energy and social insecurity in the baking industry. Through a field survey of more than 20 bakeries, we propose a typology of flexibility strategies and show the systemic and symbiotic aspects of energy and organizational flexibility at the technical, building, and regional levels.

KEYWORDS: Energy and organizational flexibility, Strategies of flexibility, Bakery

1. INTRODUCTION

La filière de la boulangerie est un exemple symbolique de vulnérabilité énergétique face à l'inflation du coût des énergies - en particulier de l'électricité et du gaz – durant la période 2022-2023, et qui perdure encore aujourd'hui (Derdevet 2023). Ces tensions énergétiques reflètent la situation de grande précarité socio-économique du secteur, et plus généralement de la filière blé-farine-pain. La consommation énergétique moyenne d'un établissement en 2022 est de 92 000 kWh/an (Baisse les Watts 2025) avec une facture de 13 300€ HT/an. Si la consommation totale de la filière est de 2 990 GWh/an, elle cache d'importantes disparités, selon le type de boulangerie, en particulier le four utilisé. En effet, la production de chaleur représente la part majoritaire de la dépense énergétique totale d'une boulangerie (Kannan et Boie 2002). Pour aider les boulangères et boulangers à réduire leur consommation énergétique et réaliser des économies sur les charges, des prescriptions sont données par des acteurs aux intérêts différents : constructeurs de fours à pain, syndicats et associations, fournisseurs d'énergie, ou encore des boulangers eux-mêmes - optimisation des cuissons lors de périodes aux tarifs réduits, réduction du préchauffage ou de la température du four, regroupement des cuissons, investissement dans un four doté d'un économiseur d'énergie, organisation de la production pour limiter les cuissons dans les périodes de tarification élevée, etc. Ces prescriptions concernent des stratégies de flexibilité de différentes natures – énergétiques et organisationnelles – et visent principalement la

réduction des charges énergétiques. A la fois mobilisée en Sciences des Techniques et en Sciences des Organisations, la « flexibilité » présente plusieurs acceptions. Nous faisons l'hypothèse qu'étudier la flexibilité peut permettre d'apporter des pistes de réflexion en vue de la soutenabilité du secteur. Plusieurs stratégies de flexibilité sont mises en œuvre par les boulangers pour jouer sur ces flexibilités. Aussi, **quelles sont les différentes stratégies de flexibilité mises en place dans les boulangeries ?** Visent-elles plutôt la flexibilité énergétique ou organisationnelle ? **Comment ces stratégies se trouvent en interactions les unes avec les autres ?**

Après avoir défini la flexibilité et les stratégies de flexibilité, cet article a pour objectif d'identifier des stratégies (ou leviers) de flexibilité mises en œuvre dans des boulangeries via des enquêtes de terrain et un tableau d'analyse multi-échelle. Nous montrerons (i) en quoi ces stratégies peuvent être systémiques, et (ii) en quoi elles impactent la flexibilité à l'échelle d'un bâtiment ou d'un territoire. Les résultats de ce travail ont été construits par une **méthodologie itérative**, puisque nous réalisons des allers-retours constants entre la problématique, les concepts théoriques et le terrain.

2. DEFINITION DES FLEXIBILITES

La flexibilité est un terme polysémique, selon les disciplines et au sein des domaines. Dans le sens commun, est flexible ce « **qui s'accommode facilement aux circonstances »** (Le Robert, 2026). Dès 1990, une cinquantaine de termes différents pour caractériser la flexibilité ont été identifiés (Sethi et Sethi 1990). Deux définitions centrales nous intéressent ici : la flexibilité énergétique et la flexibilité organisationnelle.

2.1. LA FLEXIBILITE EN SCIENCE DES TECHNIQUES

La **flexibilité énergétique** est étudiée pour répondre à plusieurs contraintes : intégration massive des énergies dites renouvelables et intermittentes, risques de « congestion » ou de blackouts (OTE 2025), équilibre offre/demande sur des échelles spatiales et temporelles, dégradations d'infrastructures, fluctuations de la disponibilité des ressources, évolutions de prix des principaux combustibles, etc. La flexibilité énergétique peut se définir comme la « capacité d'un système à modifier la production ou la consommation d'énergie distribuée » (Guo et al. 2024), ou encore comme la « capacité d'adaptation face aux divers changements » (Yang et al. 2023). Plusieurs catégories de flexibilité se distinguent. Retenons-en deux ici. La **flexibilité énergétique des bâtiments** se traduit par la « capacité à gérer la demande et la production en fonction des conditions climatiques locales, des besoins des occupants et des exigences du réseau énergétique » (Guo et al. 2024). Dans le domaine électrique, un ensemble de stratégies est mise en œuvre pour répondre à la **flexibilité du réseau** - pilotage de la demande, effacement, interruptibilité, stockage, interconnexions (Delinchant et al. 2020), « modulation de puissance volontaire » (ENEDIS 2019). Les définitions de la flexibilité semblent converger parmi les auteurs cités (Martin et al. 2025). De nombreuses typologies de flexibilité ont été identifiées – en particulier **directe** selon que le changement soit automatisé et piloté numériquement ou **indirecte** s'il vient de l'humain.

2.2. LA FLEXIBILITE EN SCIENCE DES ORGANISATIONS

La notion de flexibilité a beaucoup été étudiée et s'est construite entre les années 1970 et 2000 (Berkani et Tran 2025) notamment avec le développement des systèmes de l'information (SI) (Reix 1977). La **flexibilité d'une entreprise** peut se définir comme « sa capacité d'adaptation à des changements non anticipés d'environnement » (Tarondeau 1999). Berkani et Tran (Berkani et Tran

2025) explorent les différentes flexibilités des modes d'organisation. Selon eux, la **flexibilité dans la fabrication** n'est « pas uniquement le fait de pouvoir arrêter la production et la reprendre, c'est aussi le fait de pouvoir faire varier le rythme de production et surtout de pouvoir faire varier le produit ». On note ici un pouvoir d'agir sur ses outils de production, en fonction des contraintes internes comme externes.

De nombreux points communs existent entre les sciences techniques et les sciences des organisations, à travers la recherche d'**équilibre**, d'**élasticité**, d'**ajustement face aux perturbations**, ou encore **d'anticipation des risques et menaces**. Les travaux de thèse d'Adrien Lelièvre montrent que la flexibilité peut aussi bien être associée aux **propriétés d'adaptation** (réactivité, stabilité, agilité, résilience) qu'à des **propriétés structurelles** (fiabilité, robustesse) (Lelièvre 2011). En étudiant la flexibilité énergétique industrielle, Tristán et al. identifient et classent des mesures de flexibilité en deux catégories – techniques et organisationnelles – dans les différentes unités de l'entreprise, et montrent comment ces catégories sont complémentaires et influencent le profil de la consommation énergétique (Tristán et al. 2020). Finalement, nous définissons la flexibilité comme la **capacité des acteurs à organiser leurs moyens de production** – en tant qu'appareil productif - **en vue de répondre aux contraintes internes et externes.** L'élargissement de la définition des systèmes énergétiques aux organisations est pertinent, dans le sens où elle nous permet d'étudier des stratégies de flexibilité en boulangerie. C'est ce que nous allons étudier à travers nos enquêtes de terrain. Nous définissons les **stratégies (ou leviers) de flexibilité** ainsi : **actions et méthodes qui permettent de répondre à des contraintes en établissant des flexibilités.**

3. ENQUETE DE TERRAIN : RECUEIL ET ANALYSE DES DONNEES

3.1. RECUEIL DES DONNEES

Critères de classification des boulangeries :

Nous sélectionnons pour cette étude les boulangeries par rapport à leur système énergétique, en particulier les vecteurs énergétiques des fours à pain : électricité, bois-énergie, solaire direct, gaz. Parmi les 21 terrains, nous comptons **9 boulangeries au feu de bois** (four à gueulards avec des bûchettes de copeaux de bois et Ephrem en chauffe indirecte utilisant des granulés), four gallo-romain en chauffe directe, chantier d'insertion avec un four type Soupart ou Llopis), **5 boulangeries électriques** (en SCOP ou TPE), **1 boulangerie au gaz**, **5 boulangeries utilisant un four à concentration solaire** (Crétot 2023), un **boulanger en formation CAP** et un **bénévole du LowTech Lab Grenoble** qui construit des fours solaires et expérimente un four bi-énergie (bois/solaire). Les données sont analysées sur la base d'entretiens, d'observations participantes et le recueil de documents. En prenant pour critère fondamental le four, notre échantillon n'est pas représentatif mais reste diversifié.

3.2. ANALYSE DES STRATEGIES DE FLEXIBILITE VIA UN REFERENTIEL MULTI-ECHELLE

Nous adoptons une méthode hybride en couplant des données quantitatives énergétiques et économiques du four et du bâtiment, et des données qualitatives de sociologie de l'énergie. Nous construisons un tableau en plusieurs étapes, basé sur un cadre d'analyse multi-échelle (Ceschin et Gaziulusoy 2020). Le Tableau 1 représente, de manière non exhaustive, diverses **stratégies de flexibilité mises en place dans les boulangeries que nous avons observées.** D'abord, nous identifions des contraintes internes et externes liées à la boulangerie. Nous déterminons ensuite des stratégies de flexibilité liées à ces contraintes, à travers les discours et les pratiques observées. Nous distinguons ces

stratégies selon différentes catégories (lignes du tableau) et échelles socio-spatiales (colonnes) ; ce qui permet d'analyser l'outil technique dans un système plus large. Nous définissons les échelles ainsi : le four, ses interactions avec les équipements, les pratiques associées, l'échelle de la boulangerie et l'échelle territoriale. Enfin, nous identifions par des couleurs les types de contraintes principales qui répondent à ces stratégies : contraintes énergétiques (en rouge), contraintes organisationnelles (en bleu), contraintes hybrides (en violet). Nous avons repéré des stratégies qui ne répondent pas à des contraintes mais à des « aspirations », que nous colorons en vert.



Figure 1 : Tableau des stratégies de flexibilité selon les catégories (lignes) et les échelles socio-spatiales (colonnes), liées aux contraintes énergétiques (rouge), organisationnelles (bleu), hybrides (violet) et aux aspirations des boulangers (vert)

Analysons à présent les résultats apparents dans ce tableau. D'abord, les stratégies de flexibilité peuvent répondre (i) à **des contraintes biophysiques, matérielles ou énergétiques** - variation de l'ensoleillement, inflation des tarifs de l'énergie, chauffe homogène ou hétérogène du four, température du local, temps de fermentation de la pâte, coût et disponibilité des matières premières, etc.- (ii) à des **contraintes organisationnelles** – type de clientèle, profil des salariés, conditions de travail, disposition des locaux, vie de famille, etc. – mais aussi (iii) à des **aspirations sociales ou écologiques des boulangers** (représentées en vert) - préférences matérielles, formations, structure de gouvernance, etc. Les aspirations comptent pour une part importante des stratégies mises en place par les boulangers.

Ensuite, les stratégies mises en place visent moins à répondre aux contraintes à dominante énergétique qu'aux contraintes organisationnelles. Les stratégies de flexibilité sont rarement purement énergétiques, elles sont souvent **hybrides**, c'est-à-dire couplées à des stratégies organisationnelles. Une stratégie peut avoir plusieurs couleurs différentes. Le choix des couleurs reste donc discutable tant la

plupart des stratégies **s'interconnectent** entre elles. Certaines sont **complémentaires**, elles se consolident les unes des autres. D'autres stratégies se trouvent en **compétition**. Aussi, en boulangerie, il semble nécessaire de penser la flexibilité énergétique en lien direct avec la flexibilité organisationnelle, tant elles s'influencent mutuellement.

Par ailleurs, la dénomination des catégories de stratégie de flexibilité est une modélisation, une représentation évolutive et à débattre, qui permet de mettre en lumière une typologie de stratégies identifiables. **Ces catégories interagissent également entre elles**. Dans le tableau, des liens verticaux peuvent se faire. Par exemple, choisir une pluralité de vecteurs énergétiques (stratégie de diversification) peut être complémentaire au choix d'avoir un four à faible ou forte inertie (marge de manœuvre).

Enfin, le tableau montre que les stratégies de flexibilité se retrouvent à **différents niveaux : four, système technique, boulangerie, territoire.** Les stratégies se lient entre elles horizontalement, c'est-à-dire entre les niveaux socio-spatiaux. Par exemple, la remise en question de la standardisation des pratiques va de pair avec le développement de savoirs relationnels vernaculaires.

Par les exemples plus détaillés ci-dessous, nous montrons comment ces stratégies se trouvent en interaction entre elles, horizontalement comme verticalement, répondant à la fois à des flexibilités énergétiques et organisationnelles.

3.2.1. Exemple de relations symbiotiques des stratégies de flexibilités

Nous avons identifié plusieurs contraintes et aspirations d'un boulanger au feu de bois : vendre un pain de grande qualité nutritionnelle et gustative, prendre du plaisir dans son travail, garantir un équilibre du modèle économique (dépenses et recettes), respecter l'environnement par la minimisation des dépenses énergétiques, et « avoir des horaires compatibles avec [sa] vie de famille ». Pour cela, une des stratégies de flexibilité adoptées par le boulanger est de produire son pain par une technique de longue fermentation, passant de 15% à 2,5‰ de levain dans sa pâte. Nous repérons plusieurs bénéfices à l'adaptation de sa dose de levain : pétrissage manuel de sa pâte la veille avec une levée en masse (pas d'utilisation de pétrin électrique), pas de préoccupation du rafraichissement du levain entre deux fournées ni de son taux d'hydratation (gain de temps et réduction de la charge mentale), diminution de ses dépenses énergétiques en n'utilisant pas de chambre froide, et augmentation de la valeur nutritionnelle du pain. Cette stratégie organisationnelle met en valeur **l'aspect systémique d'une part des contraintes et aspirations, et d'autre part des flexibilités énergétiques et organisationnelles**. On retrouve également une définition structurelle de la flexibilité dans le sens où elle ne vise pas simplement à adapter les pratiques en fonction de perturbations, mais elle s'intègre dans une vision plus large de l'entreprise, des besoins et envies du boulanger. Dès lors, les stratégies de flexibilité sont ici en **relations symbiotiques,** tant elles s'accumulent et se renforcent mutuellement.

3.2.2. Tensions et compétition entre stratégies de flexibilité

Illustrons un conflit à travers une boulangerie en zone rurale où l'artisan cuit avec un vieux four gallo-romain en chauffe directe, au bois. Tout seul au début, il ouvrait 4 jours par semaine, entre 11h et 19h en commençant le travail à 3h30. Il vend une grande variété de produits : pains au levain (moulés, boulés, baguettes), brioches, kouign-amanns, foccacias, pizzas, biscuits, etc. Pour s'adapter à la clientèle non habituée à ce type de boulangerie, il a opté pour une stratégie de diversification des produits malgré le four utilisé. Ce dernier a besoin d'être chauffé au minimum 2h30 avant, puis d'être rechauffé entre 2 fournées. Le choix de ses outils de production et la volonté de s'adapter à la clientèle l'obligent à faire des concessions sur ses conditions de travail – plus de 60h/semaine lorsqu'il était seul, douleurs

physiques, stress lié à l'optimisation de ses processus de production, etc. L'embauche d'un salarié s'est avérée difficile, tant la formation était longue pour apprendre à utiliser le four : « au moins 2 mois pour être autonome ». Ici, plusieurs stratégies de flexibilité sont **en compétition** – diversification, choix du four et du vecteur énergétique, modèle économique, et la stratégie adoptée vient perturber d'autres flexibilités et oblige le boulanger à faire des concessions - considérées comme type de stratégies.

3.2.3. Stratégies de flexibilité à l'échelle de la boulangerie et du territoire

Le Tableau 1 montre que des stratégies de flexibilité **s'interconnectent entre différentes catégories et à différents niveaux.** Illustrons-le à travers une SCOP en centre-ville. Au début de l'activité, une contrainte énergétique choisie était de limiter son contrat à un tarif bleu, pour une puissance inférieure à 36kVA. Or le four utilisé a comme puissance nominale 36kVA. Une option de délestage – le système « Saving Energy » – associée permet la gestion de la puissance de l'équipement, et ainsi de lisser la consommation lorsque la puissance du fournil atteint 36kVA. Avec l'augmentation de la production, le démarrage de la cuisson de pain a été décalé d'une heure - 7h au lieu de 8h – pour permettre de s'ajuster avec l'usage des pétrins électriques, en plus de l'utilisation en continu des chambres froides. Cette boulangerie fait de surcroît le choix de travailler uniquement la journée (contrainte organisationnelle). Nous retrouvons une stratégie systémique alliant la « modulation de puissance volontaire » (ENEDIS 2019) du four via la flexibilité **directe** - avec l'automatisation - et **indirecte** - avec le changement des pratiques ; et qui permettrait de faire des économies à l'échelle du bâtiment. L'adaptation du système technique est ainsi pensée **en interaction** avec l'adaptation des pratiques, la transformation du système de production, l'organisation sociale à l'échelle de la boulangerie.

Un dernier exemple : une boulangerie en milieu rural fait partie d'une société civile immobilière (SCI) de 6 personnes ; un centre qui permet à la fois une résilience socio-économique de la boulangerie, et qui propose de louer ces locaux à diverses entreprises et associations. Cuisant ses produits dans un four à gueulards auto-construit, la boulangerie consomme environ 6 000 kWh d'électricité par an. Pour une production de 900 kg de pain, la boulangerie revalorise chaque semaine 500 kg de bûchettes de copeaux de bois compressées d'un charpentier situé à moins de 20 km. En supposant que la valeur du pouvoir calorifique d'une buchette compressée est de 4,5 kWh/kg, pour 48 semaines d'ouverture par an, l'ordre de grandeur de la consommation énergétique totale de la boulangerie est de 114 MWh/an. Pour une consommation comparable à la moyenne nationale, l'énergie utilisée a des impacts de nature différente qu'il conviendrait d'analyser dans un prochain article. Par ailleurs, l'embauche d'une salariée en plus, pourtant non indispensable, permet de fluidifier l'organisation, et de dégager du temps au gérant pour développer une activité en parallèle : un projet de culture de blés anciens et de meunerie au sein du territoire. Il y a ici une stratégie de flexibilité à l'échelle du territoire via le développement d'un réseau relationnel vernaculaire, pour répondre aux contraintes énergétiques, mais aussi par la volonté d'avoir de meilleures conditions de travail, au détriment du profit. Cette illustration nous montre une réflexion sur la **collectivisation énergétique et sociale à travers une mise en commun des moyens de production et de partage des ressources locales.**

Par le tableau et les exemples, nous montrons qu'il existe des **stratégies de flexibilité à l'échelle territoriale, lorsque la boulangerie vise à s'adapter aux contraintes et aux opportunités du territoire** - en termes de ressources et vecteurs énergétiques (accès au bois, à l'électricité, à l'ensoleillement), de matières premières (transformateurs de farine locale, d'œufs, de lait), de débouchés (magasins, marchés), d'associations ou coopératives (Nature et Progrès, réseaux de producteurs locaux).

Celles-ci peuvent permettre une **valorisation énergétique et sociale du territoire** (recrutement, intégration sociale via un chantier d'insertion).

3.3. UNE DEFINITION SYSTEMIQUE DE LA FLEXIBILITE

Finalement, les flexibilités énergétique et organisationnelle doivent être pensées en interrelations les unes des autres, à différentes échelles socio-spatiales, et donc de manière systémique. Le travail d'analyse nous montre qu'il existe des tensions entre différents paramètres :

- Les **contraintes énergétiques et organisationnelles internes** - liées à la boulangerie (temps de fermentation et de cuisson) – **et externes** – liées au territoire (habitants, coûts des matières premières, disponibilité des ressources énergétiques) ;
- Les **contraintes et envies liées aux moyens et outils de production** (type de produits et d'équipements, degré d'automatisation des processus de fabrication, type de structure) ;
- Les **besoins et aspirations des boulangers** (salaire, horaires et conditions de travail, quête d'autonomie, travail manuel, travail en famille, volonté de produire de manière écologique).

Dès lors, nous proposons une définition de la **stratégie de flexibilité systémique** comme étant un **pouvoir d'agir des acteurs à déployer des moyens qui ont pour objectif d'équilibrer ces différents paramètres, en mobilisant des leviers énergétiques, organisationnels, à différentes échelles.**

4. CONCLUSION

Etudier la flexibilité au sens large reste risqué, tant la définition est polymorphe. A travers l'exemple de la boulangerie, nous proposons dans cet article une typologie de stratégies de flexibilité, permettant des flexibilités à la fois énergétiques et organisationnelles, pour garantir un équilibre et une résilience à l'échelle du bâtiment, voire du territoire. Nous montrons ainsi les aspects systémiques et symbiotiques de la flexibilité, à différentes échelles. Dans nos futurs travaux, nous chercherons à comparer les fours à pain pour analyser plus précisément les leviers de flexibilité, notamment par la mesure énergétique d'une boulangerie via le dispositif xKy (Ferrari et al. 2024).

5. REMERCIEMENTS

Ce travail a été financé dans le cadre du projet FlexTASE au sein du Programme et Équipements Prioritaires de Recherche (PEPR) TASE (Technologies Avancées pour les Systèmes Énergétiques), financé par France 2030.

6. BIBLIOGRAPHIE

Baisse les watts. 2025. « Boulangeries, Pâtisseries ». https://baisseleswatts.ademe.fr/fiches-filieres/boulangeries-patisseries.

Berkani, Akim, et Sébastien Tran. 2025. *Explorer la flexibilité des nouveaux modes d'organisation du travail*. EMS Editions. https://unr.ra.scholarvox.com/book/88967369.

Ceschin, Fabrizio, et İdil Gaziulusoy. 2020. *Design for Sustainability : A Multi-Level Framework from Products to Socio-Technical Systems*. Taylor & Francis. https://doi.org/10.4324/9780429456510.

Crétot, Arnaud. 2023. *La Boulangerie solaire. Un exemple pour un futur radieux.* Terre vivante. Champs d'action.

Delinchant, Benoit, Jérôme Ferrari, Tiansi Laranjeira, et al. 2020. *Expérimentation de mécanismes d'incitations de flexibilité énergétique auprès d'employés d'un bâtiment tertiaire*.

Derdevet, Manon. 2023. « Pourquoi les boulangers sont-ils aussi durement touchés par la crise de l'énergie ? » France Inter, janvier 3. https://www.radiofrance.fr/franceinter/pourquoi-les-boulangers-sont-ils-aussi-durement-touches-par-la-crise-de-l-energie-8514973.

Dico en ligne Le Robert. s. d. « flexible - Synonymes et antonymes ». Consulté le 30 janvier 2026. https://dictionnaire.lerobert.com/synonymes/flexible.

ENEDIS. 2019. *Les flexibilités au service de la transition énergétique et de la performance du réseau de distribution*. https://www.enedis.fr/sites/default/files/documents/pdf/les-flexibilites-au-service-de-la-transition-energetique-et-performance-du-reseau.pdf.

ENGIE. « Consommation d'énergie et économies en boulangerie - ENGIE Pro ». s. d. Consulté le 18 mai 2025. https://pro.engie.fr/economies-d-energie/comment-faire-des-economies-d-energie/reduire-sa-consommation-par-equipements/les-essentiels-de-l-efficacite-energetique-en-boulangerie.

Ferrari, Jérôme, Frédéric Wurtz, Benoit Delinchant, Anaïs Bovet, Christophe Boisseau, et Daniel Llerena. 2024. « Observation et analyse des mécanismes expérimentaux impliquant la récupération des données de consommation issues du compteur Linky : des expériences Etudelec à xKy ». *IBPSA 2024* (La rochelle, France), mai. https://hal.science/hal-04574849.

Guo, Yurun, Shugang Wang, Jihong Wang, Tengfei Zhang, Zhenjun Ma, et Shuang Jiang. 2024. « Key District Heating Technologies for Building Energy Flexibility: A Review ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 189 (PB). https://ideas.repec.org//a/eee/rensus/v189y2024ipbs1364032123008754.html.

Kannan, R., et W. Boie. 2002. *Energy Management Practices in SME—Case Study of a Bakery in Germany*.

Martin, Nathan, Osman Junior, Astrid Ganswindt, et al. 2025. *Flexibilité des systèmes multi-énergétiques : État de l'art, définition et leviers*. https://doi.org/10.25855/SFT2025-073.

OTE. 2025. « 2021-2028 : FlexTASE | OTE - Université Grenoble Alpes ». s. d. Consulté le 8 février 2026. https://ote.univ-grenoble-alpes.fr/flextase.

Reix, Robert. 1977. *La flexibilité de l'entreprise, thèse complémentaire*. Cujas.

Sethi, Andrea Krasa, et Suresh Pal Sethi. 1990. « Flexibility in Manufacturing: A Survey ». *International Journal of Flexible Manufacturing Systems* 2 (4): 289-328. https://doi.org/10.1007/BF00186471.

Tarondeau Jean-Claude. 1999. *La flexibilité dans les entreprises*. Que sais-je? Presses universitaires de France.

Tristán, Alejandro, Flurina Heuberger, et Alexander Sauer. 2020. « A Methodology to Systematically Identify and Characterize Energy Flexibility Measures in Industrial Systems ». *Energies* 13 (22): 5887. https://doi.org/10.3390/en13225887.

Yang, Sheng, Beilin Liu, Xiaolong Li, et al. 2023. « Flexibility Index for a Distributed Energy System Design Optimization ». *Renewable Energy* 219 (P1). https://ideas.repec.org//a/eee/renene/v219y2023ip1s0960148123013381.html.

Benchmarking des modèles de simulation des puits canadiens

A. Mahamat Djaloul[1], A. Lapertot[1*], A. M'Saouri El Bat[2], J-G. Winkler[2], R. Subra[3], M. Pappens[3], H. Mohammed Benzaama[1], J. Lin[4]

[1] Institut de Recherche de la Construction, ESTP, 28 Avenue du Président Wilson, F-94230, Cachan, France
[2] Pando2, 48 Rue René Clair, 75018 Paris, France
[3] Pam Building, 130, impasse du Chêne 54700 Bouxières-sous-Froidmont, France
[4] ICube UMR 7357, CNRS, IUT Robert Schuman, 72 Route du Rhin, 67411 Illkirch-Graffenstaden, France
***alapertot@estp.fr**

RESUME. Le puits canadien exploite l'inertie thermique du sol pour préchauffer ou rafraîchir l'air neuf, réduisant les besoins de chauffage et de climatisation. Cette étude propose un benchmarking de trois modèles de simulation confrontés à des données expérimentales de Pau et Strasbourg. OpenModelica et TRNSYS reproduisent correctement la dynamique saisonnière du sol et la température de sortie, avec des erreurs relatives moyennes de 9-14 %, tandis que Pléiades surestime les amplitudes principalement à cause du flux solaire et géothermique avec des écart relatifs jusqu'à 25 %.

MOTS-CLÉS : Benchmarking, puits canadien, modèle de simulation

ABSTRACT. The earth-to-air heat exchanger (EAHE) exploits the thermal inertia of the ground to preheat or cool incoming air, reducing heating and cooling demands. This study presents a benchmarking of three simulation models compared with experimental data from Pau and Strasbourg. OpenModelica and TRNSYS accurately reproduce the seasonal dynamics of the soil and the outlet air temperature, with mean relative errors of 9-14 %, while Pléiades overestimates the amplitudes, mainly due to solar and geothermal fluxes, with average relative deviation reaching up to 26 %.

KEYWORDS: Benchmarking, earth-to-air heat exchanger, simulation model

1. INTRODUCTION

Le secteur du bâtiment est responsable d'environ 45 % de la consommation énergétique en France qui est principalement liée au chauffage et, selon les usages et les régions, à la climatisation, et contribue à près de 27 % des émissions de gaz à effet de serre (MTE, 2024). Une des solutions possibles pour réduire ces besoins énergétiques est l'utilisation du puits canadien, c'est une technologie passive exploitant l'inertie thermique du sol pour préchauffer ou rafraîchir l'air neuf pour l'injecter dans le bâtiment par ventilation, ce qui permet de réduire leurs besoins de rafraîchissement en été et de préchauffage en hiver (Cuny et al., 2020).

Toutefois, l'évaluation des performances des puits canadiens repose sur des outils de simulation numérique fondés sur des hypothèses de modélisation variables, tant sur les échanges thermiques sol–air que sur les choix géométriques et les conditions d'exploitation. Les approches de simulation des puits canadiens se divisent en CFD et bilans énergétiques. Les modèles CFD permettent de représenter finement les écoulements sol–tube à partir des champs de température et de vitesse, au prix de temps de calcul plus élevés, souvent incompatibles avec des études paramétriques ou d'optimisation à l'échelle

annuelle. Le Tableau 1 montre que Sarwo E. S. et al. (2024) ont utilisé des données expérimentales d'un puits canadien à Medan (Indonésie, été), obtenant un écart relatif de 1,18 % sur trois heures avec ANSYS Fluent. Chardome, G. et al. (2019) rapportent un écart absolu moyen de 0,7 °C sur une année complète, avec un écart maximal de 11 °C, entre les mesures de Mons (Belgique) et les simulations COMSOL, mettant en évidence que, malgré une bonne précision moyenne, des écarts ponctuels importants peuvent subsister en conditions réelles (condensation, conditions aux limites, paramétrage sol).

Les modèles par bilans énergétiques prédisent la température de sortie du puits canadien en tenant compte de la convection de l'air dans le tube et de la conduction sol-tube (Ascione et al., 2016). Le Tableau 1 présente que Jakhar, S. (2016), avec TRNSYS 17 à Ajmer (Inde), obtient un écart relatif de 7,9 % sur plusieurs journées hivernales. Lopez J. et al. (2012), avec Pléiades Comfie, indiquent des erreurs de 2,1 % en hiver et 11,4 % en été pour deux puits canadiens de maisons BBC à Taillan-Médoc (France), la validation restant complexe en raison des hypothèses et paramètres multiples. Enfin, Cuny et al. (2020) rapportent un écart relatif de 5,7 % avec OpenModelica lors d'une campagne annuelle à la plateforme géothermique de Strasbourg, ce qui confirme l'intérêt des approches par bilans dynamiques pour des évaluations annuelles sur données réelles.

Références	Approche	Logiciel	Site exp.	Données exp.	Erreur
Sofyan, S. et al. 2024	CFD, 3D	ANSYS Fluent	Medan	Eté, heure	1,18 %
Chardome, G. et al. 2019	CFD, 2D	COMSOL	Mons	Année	0,7 °C
Jakhar, S., 2016	STD, 1D	TRNSYS 17	Ajmer	Hiver, mois	7,9 %
Lopez J. et al., 2012	STD, 1D	Pléiade-Comfie	Taillan	Année	11,4 %
Cuny, M. et al., 2020	STD, 1D	OpenModelica	Strasbourg	Année	5,7 %

Tableau 1 : Synthèse bibliographique des modèles de simulation de puits canadien.

Dans la suite, nous nous concentrerons sur les outils utilisant les bilans énergétiques dynamiques puisque le temps de calcul de la CFD est long, ce qui complique son application pour une procédure d'optimisation en le couplant avec le bâtiment, en particulier lorsque l'on vise des simulations annuelles, des analyses de sensibilité ou des itérations multi-scénarios.

Un des verrous scientifiques identifiés dans la littérature est le manque de comparaison entre les différents modèles de simulation, alors que ces modèles peuvent avoir un impact significatif sur les consommations énergétiques des bâtiments. L'innovation de cette étude réside dans la mise en place d'une démarche de benchmarking des modèles de puits canadien, appliquée à diverses données expérimentales pour analyser la fiabilité des modèles existants, en distinguant explicitement l'incertitude liée au modèle du sol de celle liée au modèle de l'échangeur air-sol, et en quantifiant la propagation des erreurs sur la température de sortie.

L'objectif de ce travail est d'évaluer et de comparer trois modèles de simulation des puits canadiens (TYPE 999 de TRNSYS, OpenModelica et Pléiades Comfie), afin d'analyser l'influence des hypothèses de modélisation du comportement thermique du sol et des échanges thermiques dans le puits sur les résultats de simulation. De plus, cette étude cherche à quantifier l'impact du choix de modèle sur la température du sol et sur la température de sortie de l'air du puits canadien, à travers un indicateur d'erreur commun appliqué aux différentes configurations de simulation.

La présente étude propose un travail de benchmarking de plusieurs modèles de simulation de puits canadiens. Dans un premier temps, deux bases de données expérimentales, relatives aux sites de Pau et

de Strasbourg, sont utilisées pour comparer directement les résultats des différents modèles de simulation aux données mesurées pour les mêmes données météorologiques, avec des hypothèses géométriques et thermo-physiques harmonisées afin de garantir une comparaison la plus équitable possible. La modélisation est ensuite décomposée en deux volets : le modèle thermique du sol et le modèle thermique de l'échangeur air-sol, ce qui permet d'isoler l'influence propre de chaque sous-modèle et de distinguer les erreurs structurelles des erreurs de couplage. Des simulations annuelles sont enfin réalisées et confrontées aux mesures expérimentales, afin d'évaluer la robustesse et les limites des modèles considérés, notamment en termes de reproduction des amplitudes saisonnières et des périodes les plus sensibles (pics estivaux et variabilité hivernale).

2. METHODOLOGIE

La méthodologie repose sur des données expérimentales issues d'un puits canadien situé à Pau et de la plateforme géothermique de l'Université de Strasbourg. Ces données sont utilisées pour réaliser le benchmarking des différents modèles numériques du sol et du tube, comme l'illustre la Figure 1.

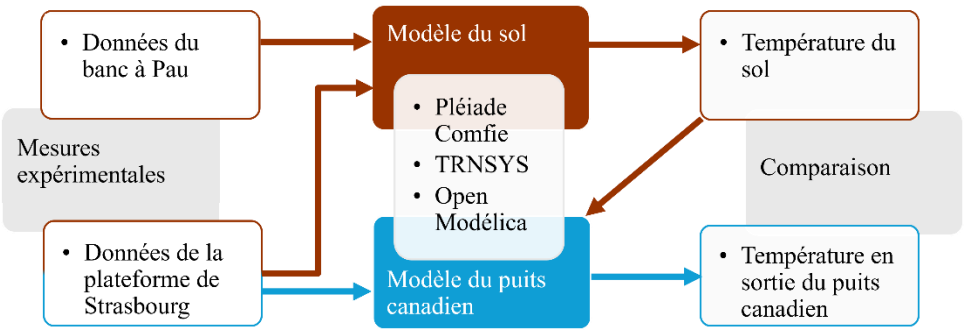


Figure 1 : Schéma du puits canadien

2.1. DONNEES EXPERIMENTALES

Tout d'abord, le puits canadien à Pau est équipé de sondes Pt100 permettant de mesurer la température du sol à des profondeurs de 1,5, 2,5 et 3,5 m. Les données horaires sont acquises sur l'année 2024 complète. Ensuite, la plateforme expérimentale de puits canadien repose sur des données acquises sur un site situé à Strasbourg, en France. Le dispositif expérimental est constitué d'un tube cylindrique de 17,5 m de longueur, enterré à une profondeur de 1,03 m, de rayon intérieur 0,085 m, installé dans un sol recouvert de gazon. L'air circule dans le puits canadien à un débit massique de 0,077 $kg \cdot s^{-1}$. Les températures du sol et de l'air en sortie du puits sont mesurées expérimentalement à l'aide de sondes Pt100 sur l'année 2019 complète, avec une incertitude du capteur de 0,3 °C. Enfin, des stations météorologiques locales permettent de mesurer les conditions thermo-hygrométriques de l'air extérieur, utilisées comme données d'entrée pour l'ensemble des outils de simulation. Les données expérimentales du banc de Pau, fournies par la société pam building, constituent une référence pour évaluer les différents modèles numériques du sol, puisque la température de sortie du puits n'y est pas accessible. En complément, les données de la plateforme de Strasbourg permettent la comparaison des modèles du sol et du puits canadien pour un climat contrasté. Les températures simulées sont comparées aux mesures expérimentales à l'aide de l'Écart Relatif Moyen (ERM).

2.2. DESCRIPTION DES MODELES THERMIQUES DU SOL

La modélisation thermique du sol correspond à la première étape pour évaluer la performance énergétique du puits canadien. Bien que les trois outils de simulation reposent sur des hypothèses générales similaires, chaque outil de simulation implémente le modèle du sol selon une équation spécifique. Les principales hypothèses associées à chaque logiciel sont résumées dans le Tableau 2.

Modèles	Equations	Hypothèse du modèle du sol
Open Modelica	$T_{sol} = \bar{T} + \sum_{i=1}^{3} T_i \, exp\left(-z\sqrt{\frac{\omega_i}{2\alpha_{sol}}}\right) * sin\left(\omega_i t - \phi_i - z\sqrt{\frac{\omega_i}{2\alpha_{sol}}}\right)$	Sol homogène semi-infini ; oscillation journalière, mensuelle et annuelle (Cuny et al. 2020).
TRNSYS Type 77	$T_{z,t} = T_m + A_s \, exp\left[-Z\left(\frac{\pi}{365\alpha_{sol}}\right)^{1/2}\right] * cos\left[\frac{2\pi}{365}\left[t - t_0 - \frac{z}{2}\left(\frac{365}{\pi\alpha_{sol}}\right)^{1/2}\right]\right]$	Propriétés thermo physiques constantes ; le tuyau a une section transversale uniforme dans la direction axiale. (Ahmed et al., 2008).
Pléiades Comfie	$T_{sol}(r,z,t) = geo * z + \sigma_{bdg}(r,z) * \bar{T}_{surf-bdg} + \left(1 - \sigma_{bdg}(r,z)\right) * \left[\bar{T}_{surf-sol} + \sum_{n=1}^{N_h}\left[A_{surf-sol,n} * exp\left(\frac{-z}{\delta(n*\omega)}\right) * \sin\left(n*\omega*t - \varphi_{surf-sol,n} - \frac{z}{\delta(n*\omega)}\right)\right]\right]$	Sol homogène semi-infini et ayant des propriétés physiques constantes ; couplage avec le bâtiment ; Tient compte du flux solaire et du flux géothermique (Thiers et al., 2008).

Tableau 2 : Equation et hypothèses des modèles de simulation du sol.

Avec $\overline{T}$ la température moyenne, T_i l'amplitude de la température, ϕ_i le déphasage des oscillations de fréquence ω_i et α_{sol} la diffusivité thermique du sol. De plus, geo correspond au flux géothermique, $\sigma_{bdg}(r,z)$ au facteur correctif qui prend en compte l'influence thermique d'un bâtiment, $\bar{T}_{surf-bdg}$ à la température moyenne en-dessous de la dalle et $\bar{T}_{surf-sol}$ à la température moyenne de surface du sol.

La modélisation thermique du sol dans OpenModelica repose sur la conduction thermique en milieu semi-infini, en tenant compte des variations périodiques journalières, mensuelles et annuelles avec des coefficients ϕ_i, T_i et ω_i obtenus par la méthode des moindres carrés par rapport aux données expérimentales (Cuny M. et al. 2020). De même, le modèle du TYPE 77 implémenté dans TRNSYS utilise une approche analytique de conduction en milieu semi-infini, mais se limite aux variations périodiques annuelles et considère le sol comme homogène avec des propriétés thermo-physiques constantes (Ahmed A. et al., 2008). Enfin, Pléiades Comfie adopte également une approche analytique par conduction en milieu semi-infini, mais intègre des effets supplémentaires liés au bâtiment, au flux géothermique et au flux solaire (Thiers S. et al., 2008). Dans tous les cas, l'humidité dans le sol n'est pas modélisée alors que ce dernier peut avoir un impact sur les transferts de masse avec le puits canadien.

2.3. ÉVALUATION DES MODELES DU PUITS CANADIEN

La modélisation thermo-aéraulique du puits canadien constitue la deuxième étape. Cette modélisation repose sur des échanges thermiques entre le sol et le tube, s'effectuant par conduction à travers la paroi, puis par convection entre l'air et la surface interne du tube, permettant ainsi de préchauffer ou de refroidir l'air au cours de son écoulement le long du tube. Les équations et les principales hypothèses associées à chaque logiciel sont résumées dans le Tableau 3.

Modèles	Equations	Hypothèse du modèle du puits canadien
Open Modelica	$\dot{m}_{air} * c_{p,air} * (T_{ext} - T_{sortie}) = UA_{air-tube} * (T_{sol} - T_{air})$	Tube en série, Propriétés des conduits constantes ; Coefficient de convection fonction du Re, Pr (Cuny et al. 2020).
TRNSYS Type 999	$c_{p,air} * \dot{m}_{air} * (T_{inlet} - T_{exit}) = Q_{exchanged}$	Tubes en parallèle ; Propriétés des conduits constantes ; Diffèrent entraxes (Peña et al., 2021)
Pléiades Comfie	$c_{p,air} * \dot{m}_{air} * \Delta T_{air} = UA_{air-tube} * (T_{sol} - \bar{T}_{air})$	Les propriétés du EAHE constant ; tube en parallèle ; différentes profondeurs et entraxes (Thiers et al., 2008).

Tableau 3 : Equations et hypothèses des modèles de simulation du puits canadien.

Avec $c_{p,air}$ la capacité thermique de l'air, $\dot{m}_{air}$ le débit massique d'air, ΔT_{air} la différence de température de l'air entre l'entrée et la sortie du tube, $UA_{air-tube}$ la le coefficient de transmission air-tube.

Dans OpenModelica, le puits climatique est modélisé à l'aide de bilans énergétiques dynamiques unidimensionnels décrivant les échanges thermiques entre l'air circulant dans le conduit, la paroi du tube et le sol environnant (Cuny et al., 2020). Pour le TYPE 999 de TRNSYS, le puits climatique est représenté par des bilans thermiques couplant la convection interne de l'air avec les flux d'échange avec le sol en deux dimensions (Peña et al., 2021). Dans Pléiades Comfie, le puits climatique est intégré à la simulation thermique dynamique du bâtiment sous la forme d'une modélisation tridimensionnelle, prenant en compte la division des conduits en profondeur et sur un même plan (Thiers et al., 2008). Dans l'ensemble de ces modèles, les phénomènes de transfert d'humidité sont négligés et les méthodes de résolution numérique ne sont pas accessibles à l'utilisateur.

3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

Dans un premier temps, le benchmarking se concentrera sur les modèles du sol. Pour cela, nous avons fixé les caractéristiques du sol et les conditions climatiques similaires. Concernant Pléiade, l'influence des bâtiments et du vent n'ont pas été prise en compte pour obtenir une comparaison entre les outils. Dans un second temps, l'analyse portera sur les modèles du puits canadien, dans ce cas, les caractéristiques du tube sont celles de la Fonte Ductile pour Pau et du PVC pour Strasbourg.

3.1. RESULTATS DES MODELES DU SOL

La Figure 2 illustre la comparaison entre les températures du sol simulées et celles expérimentales du site de Pau pour une profondeur de 1m. Les modèles OpenModelica et TRNSYS reproduisent correctement la dynamique saisonnière du sol, tant en amplitude qu'en phase. Cette adéquation est quantifiée par une erreur relative moyenne de 2 %. En revanche, le modèle Pléiades Comfie présente une ERM de l'ordre de 21 %. Une surélévation de la température du sol est due à une température moyenne beaucoup trop élevée et à une amplitude légèrement plus faible. Cela s'explique par le calcul

du flux solaire et du flux géothermique, qui tendent à augmenter la température de surface et la température du sol en profondeur. L'analyse montre que des coefficients intrinsèques au modèle semblent mal ajustés pour un climat chaud. Cependant, un écart apparaît sur la période hivernale, où la température mesurée présente des fluctuations rapides que les modèles ne reproduisent pas. Les simulations OpenModelica et TRNSYS montrent une variation plus lissée et sous-estiment localement la température expérimentale. Cet écart s'explique principalement par les hypothèses de conduction dans un sol homogène ainsi que les effets hydriques qui sont plus importants pendant cette période. La Figure 2 (à droite) montre que, pour le site de Strasbourg, la température du sol présente des ERM de 9 %, 15 % et 36 % pour TRNSYS, OpenModelica et Pléiades, respectivement. On observe que Pléiades surestime la température du sol de plus de 5 °C en été, en raison du flux solaire, tandis qu'OpenModelica sous-estime la température du sol d'environ 3 °C en hiver à cause de $\bar{T}$ plus faible que celle de TRNSYS, avec un déphasage de 10 jours.

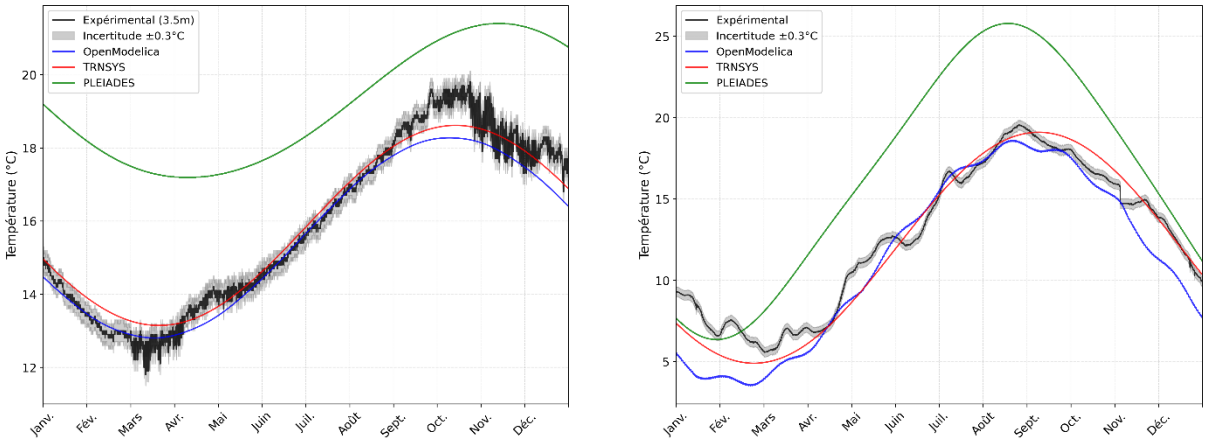


Figure 2 : Température du sol expérimentale et simulées par les trois modèles pour Pau (à gauche) et pour Strasbourg (à droite).

3.2. RESULTATS DES MODELES DU PUITS CANADIEN

La Figure 3 compare l'évolution temporelle de la température de sortie du puits canadien mesurée expérimentalement pour la plateforme géothermique de Strasbourg à celles simulées par OpenModelica, TRNSYS et Pléiades. Les trois modèles reproduisent correctement la tendance annuelle observée expérimentalement. Des traits horizontaux en septembre et en novembre indiquent des manques de données mesurées. Les simulations présentent toutefois des fluctuations plus marquées que la mesure expérimentale, cet écart s'explique principalement par les propriétés thermiques réelles du sol, en particulier sa teneur en eau. En effet, un sol plus humide possède une conductivité thermique plus élevée, ce qui augmente sa diffusivité thermique et atténue les variations de température. OpenModelica et TRNSYS fournit des résultats plus proches de la courbe expérimentale, tandis que Pléiades montrent des amplitudes légèrement plus élevées, en particulier lors des pics de température. Les ERM sont de 18 % pour OpenModelica, 14 % pour TRNSYS et 25 % pour Pléiades, ces écarts observés peuvent s'expliquer par des différences de résolutions numérique et de la température du sol car les modèles sont couplés, malgré des conditions aux limites similaires. La surélévation de la température de sortie de l'outil Pléiade est dû à la modélisation de la température du sol, puisque l'air extérieur va tendre à échanger de la chaleur avec une température du sol qui est assez loin des données expérimentales, particulièrement en été. La Figure 3 (à droite) montre que, lorsque la température du sol expérimentale est imposée comme condition d'entrée des modèles, les températures de sortie simulées par TRNSYS

et OpenModelica se rapprochent nettement de la température de sortie mesurée, réduisant les erreurs liées au modèle du sol et isolant davantage l'erreur propre au modèle d'échangeur. Toutefois, il est possible d'observer, de manière ponctuelle (ex. en mai), une moins bonne concordance entre la température de sortie simulée et la mesure expérimentale, ce qui semble paradoxal. Une raison possible est que la température du sol simulée permet d'obtenir de meilleurs résultats, de manière ponctuelle, sur la température de sortie simulée ; cela est dû aux erreurs des modèles de puits canadien.

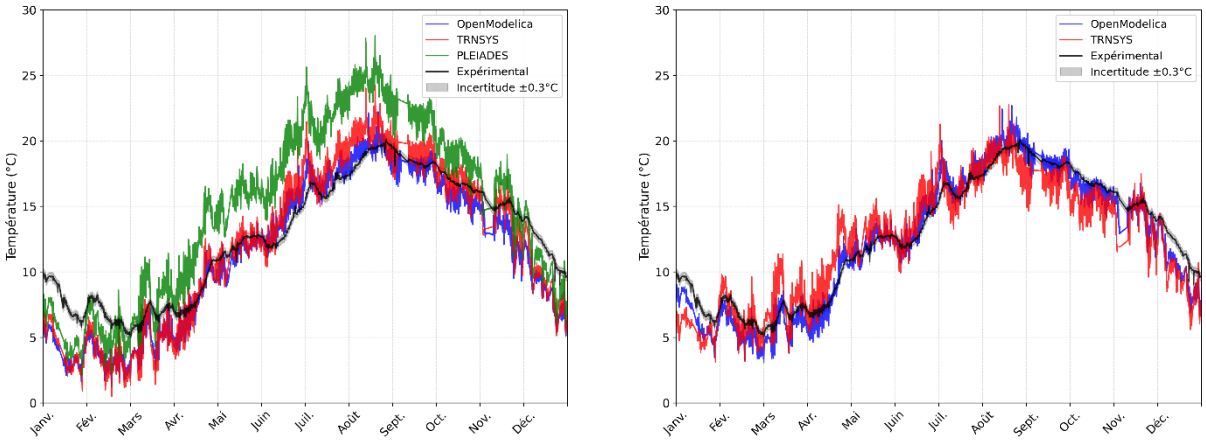


Figure 3 : Températures de sortie expérimentales et simulées par les trois modèles pour Tsol simulée (à gauche) et pour Tsol expérimentale (à droite).

Dans le Tableau 4, le modèle du puits canadien a été simulé en fixant la température du sol expérimentale de la plateforme de Strasbourg. Les résultats montrent que OpenModelica et TRNSYS présentent un ERM plus faible de 9 % et 14 %, respectivement, en raison de la propagation de l'erreur liée au couplage des deux modèles. Il est important de noter que Pléiades ne permet pas de modifier ou d'ajouter la température du sol expérimentale afin d'analyser uniquement l'impact du puits canadien.

Site	ERM (%)	TRNSYS	OpenModelica	Pléiade Comfie
Pau	Simulation du sol à 1m50	8 %	9 %	22 %
	Simulation du sol à 2m50	3 %	4 %	21 %
	Simulation du sol à 3m50	2 %	2 %	21 %
Strasbourg	Simulation sol à 1 m	9 %	15 %	36 %
	Simulation sol et du puits	19 %	18 %	25 %
	Simulation du puits avec Tsol expérimentale	14 %	9 %	/

Tableau 4 : Ecart relatifs moyens pour les trois outils et pour les divers types de simulation.

4. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Cette étude a proposé un benchmarking de modèles de simulation de puits canadiens en confrontant les modèles numériques à des données expérimentales issues des sites de Pau pour la modélisation thermique du sol) et de Strasbourg pour la modélisation thermique du puits canadien, avec trois modèles sous des conditions géométriques, thermo-physiques et climatiques identiques. Les résultats montrent qu'OpenModelica et TRNSYS reproduisent bien le comportement thermique du sol et de l'air en sortie du puits canadien, tandis que Pléiades Comfie présente des écarts plus importants qui limitent sa précision pour ce type d'application. Bien que l'outil Pléiades permette de prendre en compte davantage

de paramètres, il ne permet pas de reproduire les phénomènes thermiques du sol, ce qui suggère un problème de calibration, provenant du flux solaire. Les perspectives de ce travail incluent l'extension du benchmarking à d'autres contextes climatiques, notamment en climats froids et chauds, afin de tester la robustesse des modèles dans des conditions plus contrastées, et d'identifier les paramètres les plus influents via des analyses de sensibilité. Ensuite, l'humidité du sol peut avoir une influence sur les transferts couplés de chaleur et de masse, en modifiant la conductivité thermique effective et donc sur les performances du puits canadien.

5. REFERENCES

Ascione F., Bellia L., Minichiello F., Earth-to-air heat exchanger for NZEB in Mediterranean climates: Experimental study and energy performance assessment, *Renewable Energy*, 98, 2016, pp. 214–221, https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.07.025

Ahmed A., Gidado K., The use of Earth-air heat exchanger for improving building comfort conditions in the tropical climate, *Proceedings of the RICS Construction, Building and Real Estate Research Conference (COBRA)*, Dublin, Ireland, 2008

Chardome G., Feldheim V., Heat transfer and condensation in an earth-air heat exchanger: 2D/3D numerical modeling validated by experimental measurements, Energy and Buildings, 205, 2019, 109532, https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109532

Cuny M., Lapertot A., Lin J., Kadoch B., Le Metayer O., Multi-criteria optimization of an earth-air heat exchanger for different French climates, *Renewable Energy*, 157, 2020, pp. 342–352, https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.04.115

Jakhar S., Misra R., Soni M., Gakkhar N., Parametric simulation and experimental analysis of earth air heat exchanger with solar air heating duct, *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 19, 2016, pp. 1056–1066.

Lopez J., Decker S., Ginestet S., Performance énergétique de puits canadiens : impact du retour d'expérience sur les données d'entrée de la simulation, *Actes des XXXe Rencontres AUGC-IBPSA*, Chambéry (Savoie), France, 6–8 juin 2012.

Ministère de la Transition Ecologique, « Rénovation Energétique ». (2024). Disponible sur: https://www.ecologie.gouv.fr/politiques-publiques/savoir-renovation-energetique

Peñaloza Peña S. A., Jaramillo Ibarra J. E., Potential applicability of earth to air heat exchanger for cooling in a Colombian tropical weather, *Buildings*, 11(6), 2021, 219, https://doi.org/10.3390/buildings11060219

Sofyan S. E., Riayatsyah T. M. I., Khairil, Hu E., Tamlicha A., Pahlefi T. M. R., Aditiya H. B., Computational fluid dynamic simulation of earth air heat exchanger: A thermal performance comparison between series and parallel arrangements, *Results in Engineering*, 24, 2024, 102932, https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102932

Thiers S., Peuportier B., Thermal and environmental assessment of a passive building equipped with an earth-to-air heat exchanger in France, *Solar Energy*, 82(9), 2008, pp. 820–831, https://doi.org/10.1016/j.solener.2008.02.014

Outil de modélisation paramétrique pour la conception de systèmes géothermiques

Marlène Mangel[1,2,*], Lucas Striegel[1,2], Edouard Walther[1,2], Jean-Baptiste Bouvenot[1,2], Juan-Carlos Quezada[1,2]

[1]ICube, UMR 7357, CNRS, INSA de Strasbourg
24 Boulevard de la Victoire - 67000 Strasbourg

[2]Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Strasbourg
*marlene.mangel@insa-strasbourg.fr

RÉSUMÉ. La géothermie de surface est une solution d'avenir encore peu exploitée pour la production d'énergie durable et la décarbonation du bâtiment. Face à la diversité des configurations et aux conditions variées d'exploitation des dispositifs géothermiques, il est indispensable de disposer d'outils capables de les dimensionner. Dans cette optique, un modèle 2D instationnaire permettant de simuler des dispositifs de type mur géothermique (cartésien) ou corbeille géothermique (axisymétrique), basé sur une discrétisation en volumes finis et résolu par la méthode d'Euler implicite, a été développé. Cet article présente cet outil numérique d'aide à la conception de systèmes géothermiques, capable d'évaluer l'impact des choix géométriques, des propriétés du sol et des scénarios climatiques sur leurs performances énergétiques.

MOTS-CLÉS. géothermie de surface, modèle numérique, corbeille géothermique

ABSTRACT. Surface geothermal energy is a promising but underexploited solution for sustainable energy production and building decarbonization. To address the variability of system configurations and operating conditions, tools for proper system sizing are required. In this context, a two-dimensional transient model capable of simulating geothermal wall systems (Cartesian configuration) and geothermal basket systems (axisymmetric configuration), based on a finite volume discretization and solved using the implicit Euler method, has been developed. This article presents this numerical design tool capable of evaluating the impact of geometric choices, soil properties, and climatic scenarios on geothermal system performance.

KEYWORDS. shallow geothermal energy, numerical model, geothermal basket

1. INTRODUCTION

La géothermie de surface est une solution encore peu exploitée pour la production d'énergie durable et la décarbonation du bâtiment. En raison de son faible impact environnemental et de sa capacité à fournir une énergie locale, stable et décarbonée, elle représente une alternative énergétique particulièrement adaptée aux enjeux climatiques actuels. Son développement repose toutefois sur une compréhension fine des conditions géologiques et hydrologiques locales, ainsi que sur une conception adaptée des installations à leur environnement et aux systèmes auxquels elles sont associées. Or, il existe encore peu de modèles numériques permettant la simulation énergétique dynamique de corbeilles et de murs géothermiques.

Le présent article s'inscrit dans cette problématique et présente le développement et la validation d'un outil numérique dédié à la géothermie de surface, visant à faciliter l'évaluation du potentiel énergétique d'un système géothermique dans un environnement donné entièrement modulable.

2. PRÉSENTATION DE L'OUTIL

L'outil présenté a été conçu afin de permettre à l'utilisateur de contrôler la majorité des caractéristiques géométriques et de composition du domaine sans intervenir directement dans le cœur du modèle. Une attention particulière a été portée à la modularité de l'outil ainsi qu'à l'optimisation de ses performances. Par ailleurs, il a été développé dans le but d'être couplé à un bâtiment via le logiciel TRNSYS au travers du Type3157 (Figure (1)), ce qui a conduit à son implémentation en langage Python, en raison de son interopérabilité avec cet environnement.

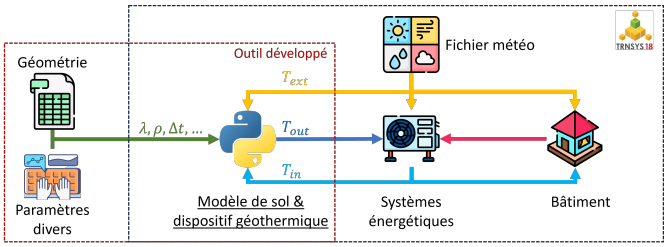


Figure 1 : *Schéma des interactions entre les composants du modèle couplé et leurs entrées externes*

La construction du domaine s'effectue via un tableur représentant le dispositif géothermique ainsi que le sol dans lequel il est implanté (Figure (2)). L'utilisateur peut définir le matériau, la largeur et la hauteur de chaque cellule discrétisée, offrant ainsi une grande flexibilité dans la configuration du système étudié.

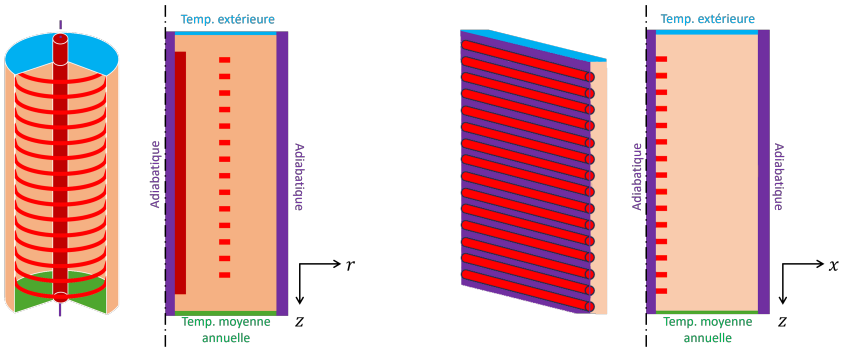


Figure 2 : *Représentation simplifiée dans le tableur d'une corbeille (à gauche) et d'un mur (à droite) géothermiques implantés dans un sol uniforme (en beige)*

Le modèle numérique associé lit ensuite le tableur et attribue les caractéristiques physiques nécessaires aux cellules discrétisées. À chaque incrémentation, et durant toute la durée de la simulation, un système d'équations est créé et résolu, retranscrivant ainsi le comportement thermique et hydrique du dispositif géothermique et du sol environnant. En fin de simulation, les résultats souhaités sont directement accessibles par l'utilisateur.

Deux repères géométriques sont proposés, fonction des hypothèses et des besoins : la géométrie cylindrique (adaptée aux sondes et aux corbeilles géothermiques) et la géométrie cartésienne (adaptée aux murs géothermiques). L'utilisateur a également la main sur l'entièreté des paramètres, dont :

— le fichier météo correspondant à l'année choisie et au lieu d'implantation du système
— les conditions imposées dans le dispositif (température, puissance ou débit)
— la période d'étude, ainsi que le pas de temps Δt
— les résultats souhaités (température en sortie de dispositif, puissance récupérée, visualisations temporelles des variables).

3. DISCRÉTISATION DU PROBLÈME

La construction de l'outil repose essentiellement sur les travaux de (Striegel, 2024) et sur son modèle de sol et de cuve géothermique développé dans le cadre du projet Rainergy. L'outil reprend également des méthodes issues de (Walther, 2021) et (Triboix and Bouvenot, 2022) et s'inspire des modèles d'échangeurs souterrains verticaux référencés par (Cui et al., 2018) dans leur revue de la littérature. Concernant la validation du modèle, on s'intéressera au modèle de corbeille géothermique CaRM-He, développé par (Zarrella and De Carli, 2013).

3.1. ÉQUATION GÉNÉRALE

L'outil numérique repose sur l'équation de la chaleur avec advection et terme source (1).

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \alpha \nabla^2 T - \beta \overrightarrow{u}.\overrightarrow{\nabla} T + \frac{\dot{q}}{\rho C_p} \tag{1}$$

On note T la température en [°C], α la diffusivité thermique en [m^2.s^{-1}], β le rapport des masses volumiques du fluide et du milieu étudié, ρ la masse volumique en [kg.m^{-3}], C_p la capacité massique calorifique en [J.kg^{-1}.K^{-1}], $\overrightarrow{u}$ le vecteur vitesse lié au déplacement du fluide en [m.s^{-1}], et $\dot{q}$ le terme source en [W.m^{-3}].

3.2. CONDITIONS AUX LIMITES

Les conditions aux limites complètent les équations du modèle en spécifiant les flux imposés aux frontières du domaine (Figure 2). Le tout, dans le but de le borner et d'en assurer la cohérence physique et mathématique.

- Condition en surface : échange convectif avec la température extérieure. Cette condition retranscrit les échanges entre le sol et les conditions météorologiques au travers du coefficient d'échanges convectifs h_{ext}. Seule la température extérieure est considérée pour le moment (pas de prise en compte des échanges radiatifs, ni d'adaptation du coefficient h_{ext} en fonction des conditions extérieures telles que la vitesse du vent).
- Condition à la limite basse du modèle : température imposée. Une température égale à la température extérieure annuelle moyenne est appliquée à une profondeur de 18m (hypothèse régulièrement utilisée dans la bibliographie (Triboix and Bouvenot, 2022)).
- Condition à la limite droite : adiabatique. On suppose ici que le dispositif géothermique cesse d'influer thermiquement le sol au-delà d'une certaine distance.
- Condition à la limite gauche : adiabatique. Cette condition est caractéristique de la symétrie du domaine (centre de la sonde/corbeille ou axe de symétrie du mur géothermique). Elle permet la réduction d'un cas d'étude en 3D à un domaine en 2D afin de simplifier les calculs et d'optimiser les performances du modèle.

3.3. TRANSFERTS THERMIQUES & ADVECTIFS

3.3.1. Transferts thermiques

Concernant la modélisation des transferts thermiques, le modèle prend exemple sur les travaux cités précédemment et adopte une discrétisation en volumes finis. Il se réfère également à l'analogie électrique des flux thermiques, dont la configuration en géométrie cartésienne est illustrée par la Figure 3. Par abus de langage, on utilisera les notations cardinales N, S, E et W pour faire référence aux cellules voisines "en haut", "en bas", "à droite" et "à gauche" de la cellule (*ie* du volume) étudiée.

L'équation (2), écrite pour une résolution basée sur la méthode d'Euler implicite, est alors appliquée à chaque cellule d'indice i (ligne) et j (colonne). L'équation (3) s'applique au cas de la géométrie cartésienne.

$$T_{i,j}^{+} = T_{i,j} + \frac{\Delta t}{\rho_{i,j} V_{i,j} C_{p_{i,j}}} \left(\phi_{N_{i,j}}^{+} + \phi_{S_{i,j}}^{+} + \phi_{E_{i,j}}^{+} + \phi_{W_{i,j}}^{+} + Q_{i,j}^{+} \right) \tag{2}$$

$$\text{avec } \phi_X^{+} = \frac{\Delta_{x,z} \left(T_X^{+} - T^{+} \right)}{\frac{\Delta_{z^{+,-},x^{+,-}}}{2\lambda_X} + \frac{\Delta_{z,x}}{2\lambda}} \tag{3}$$

On note V le volume de la cellule en [m^3], Φ_X le flux venant de la direction X (N, S, E ou W) en [W], Q l'éventuel terme source en [W], Δx et Δz la taille de la cellule en largeur et en profondeur en [m]. Les exposants $^+$ et $^-$ correspondent respectivement au pas suivant et au pas précédent des discrétisations spatiales et temporelles.

3.3.2. Transferts advectifs

Les transferts advectifs sont directement intégrés au bilan (2) sous forme de flux : l'équation (4) décrit un écoulement souterrain (présence d'une nappe phréatique par exemple) et l'équation (5) décrit les transferts liés au débit circulant dans le dispositif géothermique.

$$\phi_{\text{ecoulement}_{i,j}}^{+} = \rho_{\text{eau}}\, C_{p_{\text{eau}}}\, S_{p_{i,j}}\, u_{\infty_{i,j}} \left(T_{\text{ecoulement}_{i,j}}^{+} - T_{i,j}^{+} \right) \tag{4}$$

$$\phi_{\text{adv}_{i,j}}^{+} = \rho_{\text{fc}}\, q_v\, C_{p_{\text{fc}}} \left(T_{\text{in}_{i,j}}^{+} - T_{i,j}^{+} \right) \tag{5}$$

On note u_∞ la vitesse débitante de Darcy (fixée par l'utilisateur) en [m.s^{-1}], S_p la section de passage de l'écoulement souterrain dans la cellule étudiée en [m^2], qv le débit circulant dans le dispositif géothermique en [m^3.s^{-1}], et $T_{ecoulement}$ & T_{in} respectivement les températures de l'eau souterraine et du fluide caloporteur entrant dans la cellule en [°C]. L'indice fc fait référence aux propriétés du fluide caloporteur.

Concernant le dispositif, chaque anneau de la corbeille géothermique et chaque segment longitudinal du mur (Figure 2) est supposé isotherme sur sa longueur à chaque pas de temps. La température associée à chacun est définie comme la moyenne des températures d'entrée et de sortie de la section de tube correspondante (Figure 3).

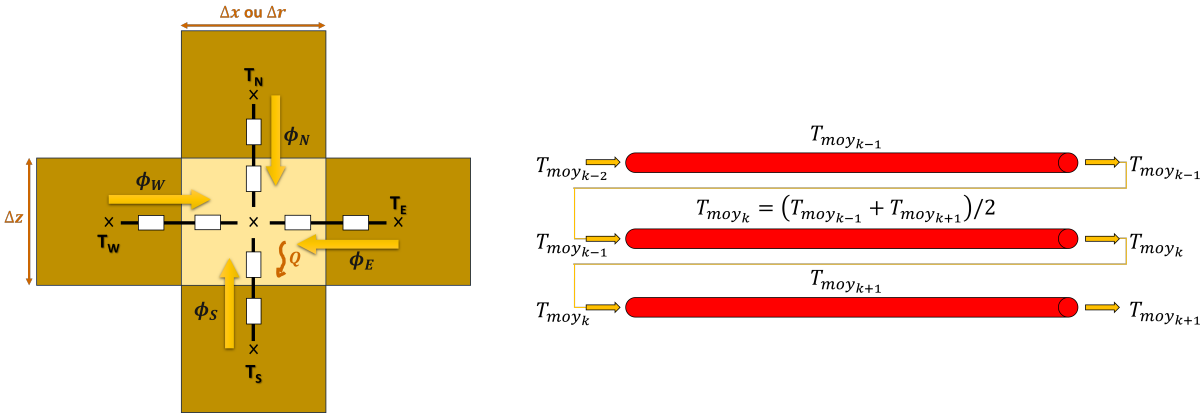


Figure 3 : Représentation de l'analogie électrique appliquée à une cellule (à gauche) / Modélisation de la température des "strates" du dispositif géothermique (à droite)

4. CONSTRUCTION ET RÉSOLUTION DU SYSTÈME D'ÉQUATIONS

4.1. DÉFINITION DU SYSTÈME D'ÉQUATIONS

À partir de l'équation (2), des coefficients de Fourier "cardinaux" sont définis et introduits dans l'équation (6). Leur expression est donnée dans le tableau 1.

$$T_{i,j}^{+} = T_{i,j} + \sum_{X=N,S,E,W,qv} \left[Fo_{X_{i,j}} \left(T_{X_{i,j}}^{+} - T_{i,j}^{+} \right) \right] + P_{i,j}^{+} \tag{6}$$

L'équation (6), appliquée à l'ensemble des cellules du domaine, conduit à un système

	Géométrie cylindrique	Géométrie cartésienne
Nord	$Fo_N = \frac{\Delta t}{\rho \Delta z C_p} \frac{1}{\frac{\Delta z^-}{2\lambda_N} + \frac{\Delta z}{2\lambda}}$	$Fo_N = \frac{\Delta t}{\rho \Delta z C_p} \frac{1}{\frac{\Delta z^-}{2\lambda_N} + \frac{\Delta z}{2\lambda}}$
Sud	$Fo_S = \frac{\Delta t}{\rho \Delta z C_p} \frac{1}{\frac{\Delta z^+}{2\lambda_S} + \frac{\Delta z}{2\lambda}}$	$Fo_S = \frac{\Delta t}{\rho \Delta z C_p} \frac{1}{\frac{\Delta z^+}{2\lambda_S} + \frac{\Delta z}{2\lambda}}$
Est	$Fo_E = \frac{\Delta t}{\rho r \Delta r C_p} \frac{r + \frac{\Delta r}{2}}{\frac{\Delta r^+}{2\lambda_E} + \frac{\Delta r}{2\lambda}}$	$Fo_E = \frac{\Delta t}{\rho \Delta x C_p} \frac{1}{\frac{\Delta x^+}{2\lambda_E} + \frac{\Delta x}{2\lambda}}$
Ouest	$Fo_W = \frac{\Delta t}{\rho r \Delta r C_p} \frac{r - \frac{\Delta r}{2}}{\frac{\Delta r^-}{2\lambda_W} + \frac{\Delta r}{2\lambda}}$	$Fo_W = \frac{\Delta t}{\rho \Delta x C_p} \frac{1}{\frac{\Delta x^-}{2\lambda_W} + \frac{\Delta x}{2\lambda}}$
Débit	$Fo_{qv} = \frac{\Delta t \, q_v}{2\pi r \Delta r \Delta z}$	$Fo_{qv} = \frac{\Delta t \, q_v}{\Delta x \Delta z L}$
Terme source	$P^+ = \frac{\Delta t}{\rho \, 2\pi r \Delta r \Delta z C_p} Q^+$	$P^+ = \frac{\Delta t}{\rho \Delta x \Delta z L C_p} Q^+$

Tableau 1 : *Coefficients de Fourier en fonction de la géométrie*

d'équations de taille $ligne \times col$, où $ligne$ et col désignent respectivement le nombre de lignes et de colonnes du domaine d'étude (*ie* du tableur associé).

4.2. RÉSOLUTION DU SYSTÈME D'ÉQUATIONS

Une résolution matricielle, présentée Équation (8), est adoptée à chaque pas de temps Δt. Les vecteurs et la matrice utilisés sont définis comme suit :

- V_T : vecteur des températures à l'instant t (taille : $col.ligne \times 1$, unité : [°C])
- V_{T^+} : vecteur des température à l'instant $t + \Delta t$ (taille : $col.ligne \times 1$, unité : [°C])
- V_P : vecteur des puissances injectées (taille : $col.ligne \times 1$, unité : [°C])
- M_{Fo} : matrice des coefficients de Fourier (taille : $(col.ligne) \times (col.ligne)$, unité : $-$)
- I : matrice identité (taille : $(col.ligne) \times (col.ligne)$, unité : $-$)

$$V_{T^+} = V_T + M_{Fo} \, V_{T^+} + V_P \tag{7}$$

$$\Rightarrow V_{T^+} = (I - M_{Fo})^{-1} \, (V_T + V_P) \tag{8}$$

Les différents vecteurs regroupent les valeurs de la grandeur étudiée pour chaque cellule du domaine discrétisé, stockées selon un ordre de lecture du tableur ligne par ligne. La matrice M_{Fo} est une matrice quasi-pentadiagonale qui retranscrit mathématiquement les échanges entre cellules. Ses cinq diagonales principales représentent les interactions locales et des coefficients de Fourier (Fo_{qv}) supplémentaires, associés aux termes d'advection et décrivant la circulation du fluide, introduisent des couplages entre certaines cellules non-adjacentes.
La Figure 4 illustre ce principe pour un domaine de dimensions $col \times ligne = 5 \times 5$.

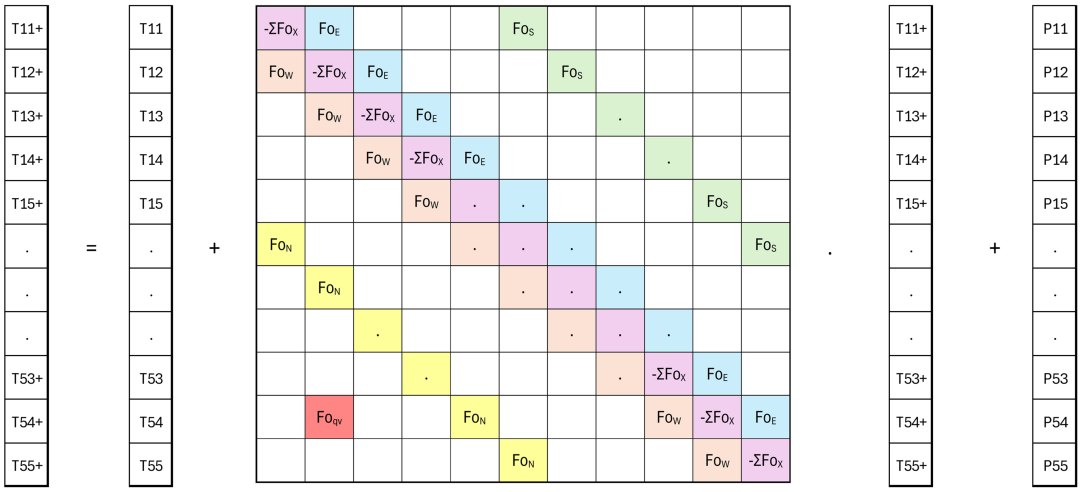


Figure 4 : *Système matriciel (8) à résoudre - exemple d'un domaine de taille* $ligne = 5$ *et* $col = 5$

5. VALIDATION DU MODÈLE

Afin de garantir la cohérence méthodologique et la comparabilité des résultats lors de la validation de l'outil, les hypothèses appliquées sont alignées sur celles des travaux de référence. La démarche de développement adoptée consiste à formuler, dans un premier temps, une version simplifiée du modèle (sol uniforme sans dispositif géothermique), permettant de vérifier la robustesse et le comportement du cœur du modèle ; puis à introduire progressivement des éléments de complexité (intégration du dispositif, gestion du débit, etc.).

5.1. MODÈLE DE SOL SIMPLIFIÉ

Dans le cas d'un sol homogène, dont l'équilibre thermique est perturbé uniquement par la température de surface, l'expression (9) correspond à une solution analytique tirée de (Triboix and Bouvenot, 2022) et exprime la variation de la température du sol en fonction du temps t et de la profondeur z :

$$T(z,t) = T_m - \frac{\Delta T_a}{\frac{2}{Bi_a} + 2 + Bi_a} e^{-z\sqrt{\frac{\omega_a}{2\alpha}}} \left[(1 + Bi_a) \cos\left(\omega_a t - z\sqrt{\frac{\omega_a}{2\alpha}} \right) + \sin\left(\omega_a t - z\sqrt{\frac{\omega_a}{2\alpha}} \right) \right] - \frac{\Delta T_j}{\frac{2}{Bi_j} + 2 + Bi_j} e^{-z\sqrt{\frac{\omega_j}{2\alpha}}} \left[(1 + Bi_j) \cos\left(\omega_j t - z\sqrt{\frac{\omega_j}{2\alpha}} \right) + \sin\left(\omega_j t - z\sqrt{\frac{\omega_j}{2\alpha}} \right) \right] \tag{9}$$

$$\text{avec } Bi_k = \frac{h_{\text{ext}}}{\lambda}\sqrt{\frac{2\alpha}{\omega_k}} \quad \text{et} \quad \omega_k = \frac{2\pi}{t_k} \; (t_a = 365 \times 24 \times 3600,\; t_j = 24 \times 3600) \tag{10}$$

On note T_m la température moyenne annuelle et ΔT_k l'amplitude annuelle (ou journalière) de la température en [°C], z la profondeur en [m], ω_k la pulsation annuelle (ou journalière) en [s^{-1}], h_{ext} le coefficient convectif extérieur en [$W.m^{-2}.K^{-1}$] et λ la conductivité thermique du sol en [$W.m^{-1}.K^{-1}$].

Les résultats issus du modèle numérique sont comparés à ceux obtenus à partir de la solution analytique de référence (9). Un écart moyen quadratique (RMSE) de 0,032 °C sur la température du sol est obtenu pour une année de simulation (avec $\Delta t = 120s$ et $\Delta z = 0.2m$). Cette valeur permet de valider le cœur du modèle, incluant les transferts thermiques dans le sol, l'interaction avec l'ambiance extérieure et la résolution du système matriciel.

5.2. DÉBIT & CORBEILLE GÉOTHERMIQUE

La deuxième partie de la validation consiste à analyser le comportement de l'outil lorsqu'un dispositif géothermique avec débit imposé est intégré au modèle de sol. Cette démarche s'appuie sur les travaux de (Zarrella and De Carli, 2013) et sur leur modèle de corbeille géothermique CaRM-He, validé expérimentalement. La Figure 5 illustre les résultats fournis par CaRM-He (en bleu) et par l'outil développé (en orange) pour une corbeille géothermique de 3m dans laquelle est injectée de l'eau à une température constante durant 3 mois.

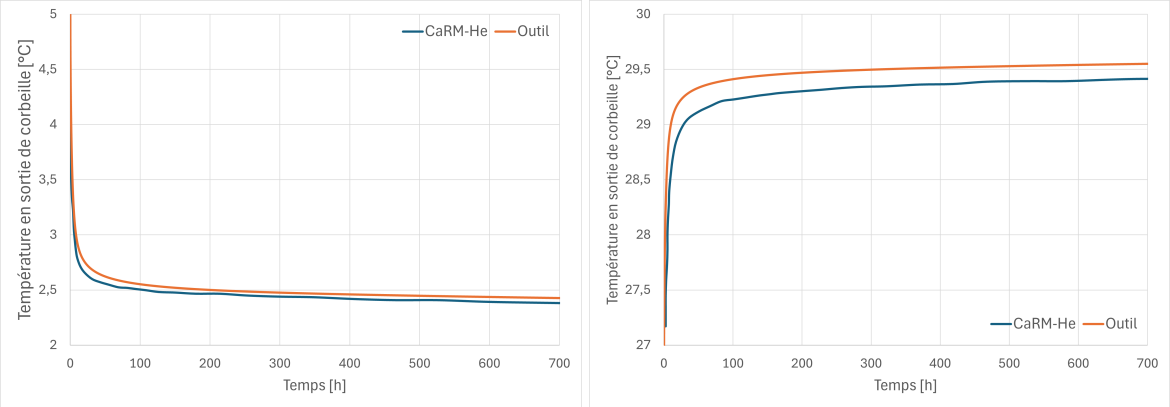


Figure 5 : Température en sortie de corbeille géothermique, donnée par le modèle CaRM-He et par l'outil développé, cas de l'hiver (à gauche) et de l'été (à droite)

Les courbes de réponse obtenues avec l'outil développé présentent une évolution similaire à celles issues du modèle de référence CaRM-He. Les écarts observés en fin de simulation sont inférieurs à 0,05 °C en hiver et à 0,15 °C en été. Ces différences peuvent s'expliquer par une discrétisation spatiale plus fine adoptée par l'outil. Par ailleurs, (Zarrella and De Carli, 2013) remarquent que CaRM-He tend à prédire des températures plus froides que celles mesurées sur la corbeille expérimentale de référence, ce qui semble cohérent avec le fait que l'outil développé fournisse des résultats légèrement plus chauds. Ainsi, au regard de la similarité des courbes et des faibles écarts observés, le modèle peut être validé.

6. LIMITES ET PERSPECTIVES

6.1. LIMITES

L'outil actuel est soumis à des contraintes techniques, notamment en termes de ressources informatiques. Un raffinement du maillage, une diminution du pas de temps ou une augmentation de la taille du domaine d'étude entraînent une augmentation significative des besoins en temps de calcul et en mémoire. Il est donc nécessaire de trouver un compromis entre précision des résultats et coût informatique.

À titre indicatif, le modèle actuel simule en moins de 2 minutes un domaine de 18.5 × 10.2 m, discrétisé en 9500 cellules, avec un pas de temps Δt de 300 s pour une année simulée. Les calculs ont été réalisés sur une machine équipée d'un processeur Intel Core i5-10500T (6 coeurs / 12 threads, 2.30 GHz), de 16 Go de mémoire vive à 2667 MT/s, d'un stockage SSD NVMe d'une capacité de 477 Go, ainsi que d'un processeur graphique intégré Intel UHD Graphics 630, sous Windows 11.

Il est essentiel de rappeler que le modèle constitue une représentation simplifiée de la réalité. Il repose sur un ensemble d'hypothèses qui doivent être considérées lors de l'interprétation des

résultats, afin d'identifier d'éventuels biais ou sources d'erreur. Cet outil est par ailleurs limité à l'étude de la géothermie de surface, appliquée aux murs et aux corbeilles géothermiques. En conséquence, certaines géométries de systèmes ne peuvent pas être représentées.

7. CONCLUSION & PERSPECTIVES

Le développement de l'outil présenté permet de simuler de manière flexible et modulable le comportement thermique et hydrique de systèmes géothermiques et du sol environnant. La validation, réalisée à la fois sur un sol homogène et sur des corbeilles géothermiques avec débit imposé, montre une bonne cohérence avec les modèles de référence, confirmant la fiabilité du cœur numérique.

Malgré certaines limites liées à la complexité du modèle, aux contraintes de calcul et aux hypothèses simplificatrices, l'outil offre un cadre robuste et optimisé pour l'étude et le dimensionnement de dispositifs géothermiques.

Plusieurs axes d'évolution viennent renforcer cette approche. Un couplage de l'outil avec le logiciel TRNSYS a été réalisé à l'aide du Type3157, ouvrant la voie à une analyse approfondie des interactions entre le dispositif géothermique, le bâtiment et ses systèmes énergétiques. Par ailleurs, l'outil est toujours en cours de développement, avec pour objectif d'améliorer la modélisation des transferts hydriques souterrains. Notamment par l'intégration de l'équation de Richards, qui décrit l'écoulement de l'eau dans les sols non saturés en combinant la loi de Darcy et le principe de conservation de la masse. La prise en compte des transferts massiques liés à la pluie, ainsi qu'aux phénomènes de capillarité (présence de végétalisation), fait également l'objet de travaux en cours.

Enfin, le modèle évolue vers une intégration plus complète des données issues du fichier météorologique (vitesse et direction du vent, apports solaires, précipitations, etc.), afin de mieux caractériser l'impact du climat sur le sol et les performances du système. Ces développements visent à proposer une approche plus intégrée et plus précise de l'évaluation des performances et des applications des dispositifs géothermiques.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient l'intégralité des bureaux C2.20 et C2.22 de l'INSA de Strasbourg pour leur soutien et leur aide dans le développement de cet outil.

BIBLIOGRAPHIE

Cui, Y., Zhu, J., Twaha, S., and Riffat, S. (2018). A comprehensive review on 2d and 3d models of vertical ground heat exchangers. *Renewable and sustainable energy reviews*, 94 :84–114.

Striegel, L. (2024). *Etudes numérique et expérimentale de récupérateurs d'eaux pluviales enterrés géothermiques pour le rafraîchissement passif des bâtiments*. PhD thesis, Université de Strasbourg.

Triboix, A. and Bouvenot, J.-B. (2022). *Transferts thermiques Méthodes numériques-35 problèmes d'application résolus*. Eyrolles.

Walther, E. (2021). *Building Physics–Applications in Python*. DIY Spring.

Zarrella, A. and De Carli, M. (2013). Heat transfer analysis of short helical borehole heat exchangers. *Applied Energy*, 102 :1477–1491.

Comparaison de bâtiments mono-zone et multi-zone dans un modèle de microclimat urbain à l'échelle de la rue

Hugo Matry*[1], Marion Bonhomme[1], Matthieu Labat[1], Stéphane Ginestet[1]

[1] Univ Toulouse, INSA Toulouse, LMDC, Toulouse, France,

*matry@insa-toulouse.fr

RESUME. L'objectif de cette étude est de comparer deux approches de modélisation des bâtiments au regard du confort thermique du piéton dans une rue canyon. La première approche repose sur une représentation simplifiée du bâtiment, considéré comme une seule zone thermique homogène. La seconde s'appuie sur une modélisation multi-zone, dans laquelle le bâtiment est composé de trois niveaux. Cette dernière permet de mieux représenter l'exposition du dernier étage au rayonnement solaire ainsi que l'influence régulatrice du sol sur le rez-de-chaussée, au prix d'un temps de calcul et d'un effort de modélisation plus élevés. L'étude est menée à l'aide du modèle de microclimat urbain Craunos, qui représente une rue canyon en 2D à travers un couplage thermique, radiatif et aéraulique. Des simulations sont réalisées pour les deux approches, mono-zone et multi-zone, sur une semaine correspondant à un épisode de vague de chaleur à Dijon. Bien que la modélisation multi-zone mette en évidence des variations significatives de température intérieure entre les étages, ces différences ont un impact limité sur les températures de surface extérieures et sur le microclimat de la rue. En conséquence, aucune différence notable n'est observée sur le confort thermique extérieur du piéton.

MOTS-CLÉS : Simulation numérique, confort thermique, rue canyon

ABSTRACT. The objective of this study is to compare two approaches to building modeling in terms of pedestrian thermal comfort in a street canyon. The first approach is based on a simplified representation of the building, considered as a single homogeneous thermal zone. The second is based on multi-zone modeling, in which the building is composed of three levels. The latter provides a more accurate representation of the exposure of the top floor to solar radiation and the regulatory influence of the ground on the ground floor, at the cost of increased calculation time and modeling effort. The study is conducted using the Craunos urban microclimate model, which represents a 2D street canyon through thermal, radiative, and aerodynamic coupling. Simulations are performed for both the single-zone and multi-zone approaches over a week corresponding to a heat wave in Dijon. Although multi-zone modeling highlights significant variations in indoor temperature between floors, these differences have a limited impact on outdoor surface temperatures and the street microclimate. As a result, no notable difference is observed in the outdoor thermal comfort of pedestrians.

KEYWORDS : Numerical simulation, thermal comfort, street canyon

1. INTRODUCTION

En physique urbaine, les bâtiments et le microclimat urbain (MCU) interagissent à plusieurs niveaux. Ces interactions ont des répercussions sur le confort intérieur et extérieur ainsi que sur les consommations énergétiques des bâtiments. C'est pourquoi il est pertinent de modéliser conjointement ces deux systèmes. Toutefois, les échelles de temps et d'espace associées à ces deux entités diffèrent, ce qui complique leur simulation numérique simultanée. Afin de surmonter ces obstacles, certaines études sur le MCU proposent des approches simplifiées de la thermique des bâtiments, telles que l'utilisation de températures de paroi imposées ou l'hypothèse de surfaces extérieures adiabatiques. D'autre part, certains modèles de simulation énergétique des bâtiments (BES) simplifient de manière excessive le

MCU extérieur, ce qui se traduit par l'utilisation de corrélations de coefficient convectif omettant la géométrie urbaine environnante, l'absence d'effet d'îlot de chaleur urbain ou la simplification des échanges radiatifs entre le bâtiment et la scène urbaine.

Dans la littérature, de nombreux travaux s'intéressent à l'impact du MCU sur les performances énergétiques des bâtiments et le confort thermique intérieur. Néanmoins, l'influence du comportement thermique des bâtiments sur le MCU et le confort thermique extérieur reste peu explorée. Cette étude se concentre sur ce deuxième aspect.

Deux approches principales sont généralement employées pour représenter le comportement thermique des bâtiments dans les modèles de MCU. La première approche consiste à coupler un modèle de MCU et un modèle BES (Manapragada et Natanian 2025). Bien que pertinent, ce couplage peut être fastidieux à implémenter, car il nécessite une standardisation des données entre les deux modèles en termes de langage de programmation ou d'échelle de temps et d'espace. La seconde approche, qui est utilisée dans cette étude, consiste à résoudre directement le bilan thermique des bâtiments au sein du modèle de MCU. Cette méthode permet de s'affranchir des limitations liées au couplage, au prix d'un coût de calcul élevé et du développement d'un modèle thermique dédié.

Dans cette étude, une modélisation simplifiée de la thermique des bâtiments est intégrée dans un modèle de MCU 2D à l'échelle de la rue, basé sur la méthode des éléments finis. Deux approches de modélisation de la thermique des bâtiments, mono-zone et multi-zone, sont comparées. Pour chaque configuration, le confort thermique du piéton dans la rue et le comportement thermique des bâtiments sont analysés au travers d'une simulation temporelle sur une semaine en période estivale.

2. DESCRIPTION DE L'ETUDE

2.1. COMPARAISON MONO-ZONE ET MULTI-ZONE

Dans les modèles de BES, le comportement thermique des bâtiments peut être représenté par une seule zone thermique. Cette approche, dite mono-zone, permet de réduire l'effort de modélisation, ce qui constitue un avantage dans les simulations à l'échelle de la ville où les résolutions spatiales sont nécessairement plus grossières. Cependant, à des échelles plus fines, cette approche simplifie fortement la distribution verticale des transferts thermiques dans l'enveloppe des bâtiments et ne permet pas de représenter l'hétérogénéité thermique qui peut exister entre les différents étages. En effet, en contexte estival, les parois de la partie supérieure des bâtiments reçoivent une part importante du rayonnement solaire, par le toit lorsque le soleil est haut dans le ciel et par les façades des derniers étages lorsque le soleil est rasant. Cette partie supérieure dissipe également davantage d'énergie pendant la nuit en raison d'un facteur de vue plus élevé avec le ciel et d'une plus grande exposition à la ventilation. A l'inverse, la façade de la partie inférieure du bâtiment reçoit généralement moins de rayonnement solaire direct, est moins bien ventilée et échange peu par rayonnement avec le ciel pendant la nuit. De plus, le rez-de-chaussée est régulé par l'inertie du sol. L'approche multi-zone permet ainsi de mieux représenter cette hétérogénéité thermique selon la hauteur, tandis que l'approche mono-zone tend à moyenner les comportements thermiques du bâtiment. Si le choix de l'approche de modélisation influence clairement la consommation énergétique et le confort thermique intérieur, son impact sur le confort thermique extérieur du piéton reste peu étudié.

Afin d'évaluer cet effet, une comparaison entre les approches mono-zone et multi-zone est menée à partir de simulations numériques, en analysant leur impact sur le confort thermique extérieur en contexte estival. Une illustration résumant l'objectif de l'étude est présentée à la Figure 1 a). Afin de considérer un cas particulièrement sensible à l'approche de modélisation utilisée, les simulations sont réalisées lors d'une vague de chaleur et pour un bâtiment faiblement isolé, de manière à générer des amplitudes journalières de température intérieure élevées ainsi qu'une variation marquée de ces températures selon la hauteur du bâtiment.

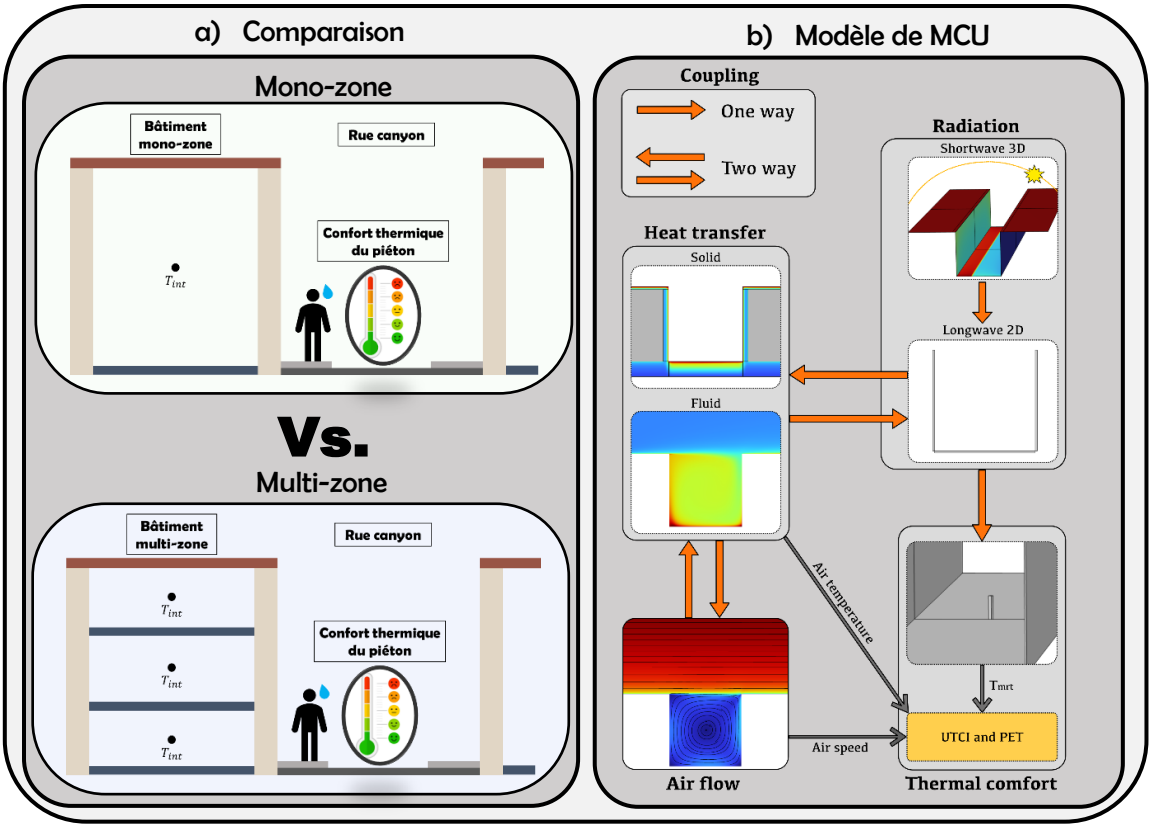


Figure 1 a) Illustration de l'objectif de l'étude b) Modèle de microclimat urbain Craunos

2.2. MODELE DE MICROCLIMAT URBAIN

L'intégralité de l'étude est menée sur le modèle de microclimat urbain Craunos développé sur le code commercial aux éléments finis Comsol Multiphysics. Craunos est un modèle 2D comprenant une rue canyon entourée de deux bâtiments. Le calcul du microclimat urbain est résolu à partir d'un couplage thermique, aéraulique et radiatif à chaque pas de temps (voir Figure 1 b)). La température moyenne radiante (T_{mrt}) est calculée sur un piéton dans la rue, modélisé par un cylindre (voir Figure 1 b)), permettant, par la suite, de calculer des indicateurs de confort thermique tels que l'UTCI (Universal Thermal Climate Index). La circulation de l'air dans la rue canyon ainsi que les transferts de chaleur aux parois extérieures des bâtiments sont résolus en utilisant un modèle CFD 2D. Le modèle CFD a été confronté à des mesures en soufflerie (Matry et al. 2026). Le modèle de MCU a également été confronté à des mesures en extérieur et à d'autres modèles de MCU (Azam et al. 2025).

2.3. MODELE DE BATIMENT

Dans cette étude, le bâtiment est soit composé d'une seule zone thermique (mono-zone) ou de trois zones thermiques séparées par des planchers intermédiaires (multi-zone). L'équation de la chaleur est

résolue en 2D dans l'enveloppe des bâtiments et dans les planchers intermédiaires grâce à la méthode des éléments finis. La température intérieure T_{int}, associée à une zone thermique dans le bâtiment, est résolue à partir du bilan thermique suivant :

$$V\rho C_p \frac{dT_{int}}{dt} = \sum A_i h_{c,i}(T_{s,i} - T_{int}) + \dot{V}_{inf}\rho C_p(T_{ext} - T_{int}) + Q_{int} \quad (1)$$

Le terme $V\rho C_p$ correspond à l'inertie du volume d'air dans la zone thermique. Un poids équivalent à 132.5 kg de briques par m² de surface d'un étage est artificiellement ajouté à ce terme afin de prendre en compte la capacité thermique du mobilier, des cloisons et des murs porteurs qui ne sont pas explicitement modélisés, ainsi que les capacités des planchers intermédiaires dans le cas de la simulation mono-zone. Les termes A_i, $h_{c,i}$ et $T_{s,i}$ désignent respectivement, la surface, le coefficient de transfert thermique et la température de surface associés à la paroi i. Le coefficient $h_{c,i}$ est la somme du coefficient de transfert par convection, issu de la corrélation de (Alamdari et Hammond 1983), et du coefficient de transfert par rayonnement, égal à 4 W/m²/K dans cette étude. Le taux de renouvellement d'air $\dot{V}_{inf}$ dans le bâtiment est fixé à 0.5 volume par heure entre 8 h et 22 h et à 2 volumes par heure entre 22 h et 8 h pour modéliser la surventilation provoquée par l'ouverture de fenêtres la nuit, et T_{ext} est la température de l'air extérieur. Enfin, Q_{int} représente les apports de chaleur internes liés à l'occupation, à l'éclairage et aux équipements électroménagers. Pour un bâtiment résidentiel, ces apports sont pris égaux à 5.8 W/m² pendant toute la durée de la simulation (Bueno et al. 2012).

Dans ce modèle, l'enveloppe des bâtiments est opaque. Les vitrages ne sont donc pas explicitement modélisés dans la géométrie. Cependant, afin de prendre en compte les apports solaires à travers les baies, la méthodologie de (Bueno et al. 2012) du modèle TEB est utilisée. Ainsi, une fraction du rayonnement solaire reçu par les façades des bâtiments est supposée être transmise à l'intérieur des bâtiments tel que :

$$Q_{CLO_{int}} = \tau_{fen} RF Q_{CLO_{mur}} \quad (2)$$

Avec $Q_{CLO_{int}}$, le flux solaire direct transmis à l'intérieur du bâtiment par les fenêtres, $Q_{CLO_{mur}}$ le rayonnement solaire reçu par les façades des bâtiments, τ_{fen} la transmittance du rayonnement solaire des fenêtres et RF le rapport des vitrages sur la façade. Selon (Bueno et al. 2012), τ_{fen} = 0.45 pour une fenêtre d'un bâtiment résidentiel. Enfin, il est supposé que $Q_{CLO_{int}}$ est entièrement absorbé par le plancher du bâtiment.

2.4. CAS D'ETUDE

Ces deux approches (mono-zone et multi-zone) sont simulées dans une rue canyon, à Dijon, pour une durée de quatre jours durant une vague de chaleur, comportant trois jours d'initialisation. Dans le but d'obtenir des données reproductibles, les données météos, les dimensions de la rue et les propriétés thermiques de la chaussée sont identiques à celles du benchmark des modèles de microclimat urbain de (Gresse et al. 2025). Une rue canyon d'axe Nord-Sud, de hauteur H = 10 m et de rapport d'aspect H / W = 1 est simulée. Afin de simuler un cas favorable à une variation importante de la température intérieure, un bâtiment peu isolé du centre ancien Dijonnais est utilisé. La composition des enveloppes des bâtiments est issue de la base de données Danube (Tornay et al. 2017). L'épaisseur des couches de l'enveloppe ainsi que les propriétés thermiques et radiatives des matériaux de l'enveloppe sont présentées dans le Tableau 1.

Matériau	ρ (kg/m^3)	Cp (J/kg/K)	λ (W/m/K)	α	Epaisseur (cm)	
Brique / tuile	1850	1000	1.15	0.2	Mur : 60	Toit : 2
Enduit mur extérieur	1900	850	0.8	0.4	2	
Enduit mur intérieur	1150	1000	0.6	-	2	
Isolant intérieur	50	1200	0.03	-	Mur : 1.7	Toit : 3.2
Bois	550	2400	0.15	-	Plancher : 4	PI : 3

Tableau 1 Propriétés physiques des matériaux et épaisseurs des couches des bâtiments. PI signifie plancher intermédiaire, α fait référence à la réflectance onde courte (albédo)

3. ANALYSE DES RESULTATS

3.1. THERMIQUE DU BATIMENT

Les approches mono-zone et multi-zone sont d'abord comparées entre elles en analysant la température et les flux de chaleur à l'intérieur des bâtiments.

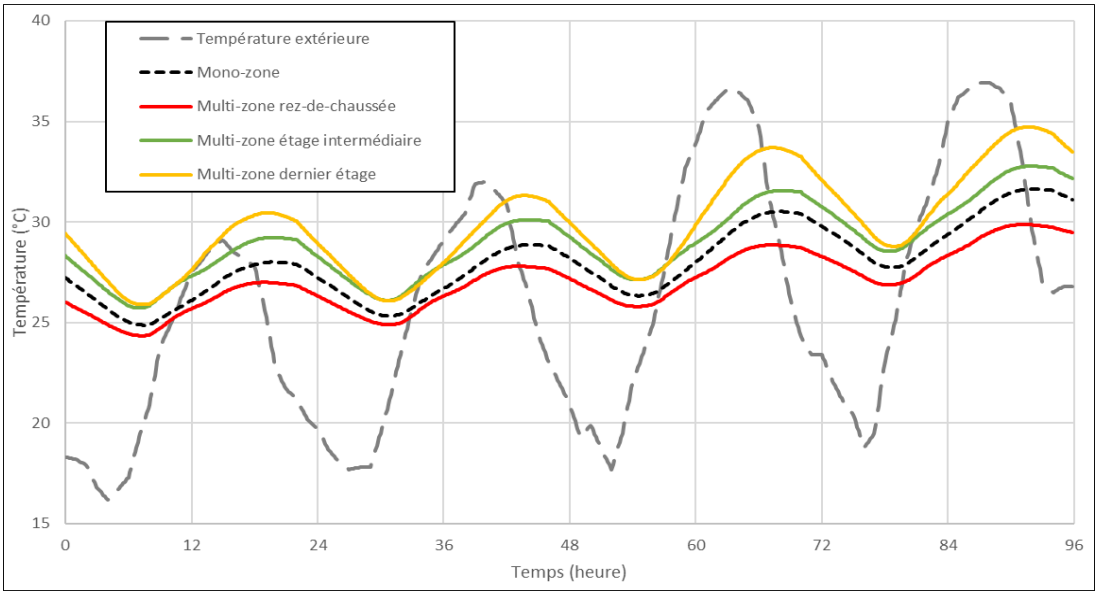


Figure 2 Températures intérieures mono-zone et multi-zone sur les 4 jours de simulation

La Figure 2 montre le nœud de température intérieur de la simulation mono-zone ainsi que les nœuds des trois zones thermiques de la simulation multi-zone en fonction du temps. Concernant la simulation multi-zone, la division du bâtiment en trois zones thermiques permet de distinguer des dynamiques propres à chaque zone :

- L'évolution de la température du rez-de-chaussée montre une amplitude journalière égale à 2.5 °C, relativement faible, comparée à l'amplitude de température extérieure. Cela est principalement dû à l'influence de l'inertie thermique du sol du bâtiment ainsi qu'à la faible proportion du rayonnement solaire qui est transmis au rez-de-chaussée par les vitrages.
- La température de l'étage intermédiaire évolue à peu près de la même manière que le rez-de-chaussée, mais avec une température plus élevée de 2 °C en moyenne. La moyenne de l'amplitude journalière est d'environ 3.5 °C sur les quatre jours.

- La température du dernier étage enregistre une amplitude journalière d'environ 5 °C en moyenne. Cette amplitude est plus élevée et dépend davantage du climat extérieur que celles des autres étages. Bien que l'évolution de la température intérieure soit similaire à celle de l'étage intermédiaire en fin de nuit, cette dernière est plus élevée en fin d'après-midi, en raison de la grande proportion de rayonnement solaire absorbée par le toit et par le haut des murs pendant la journée.

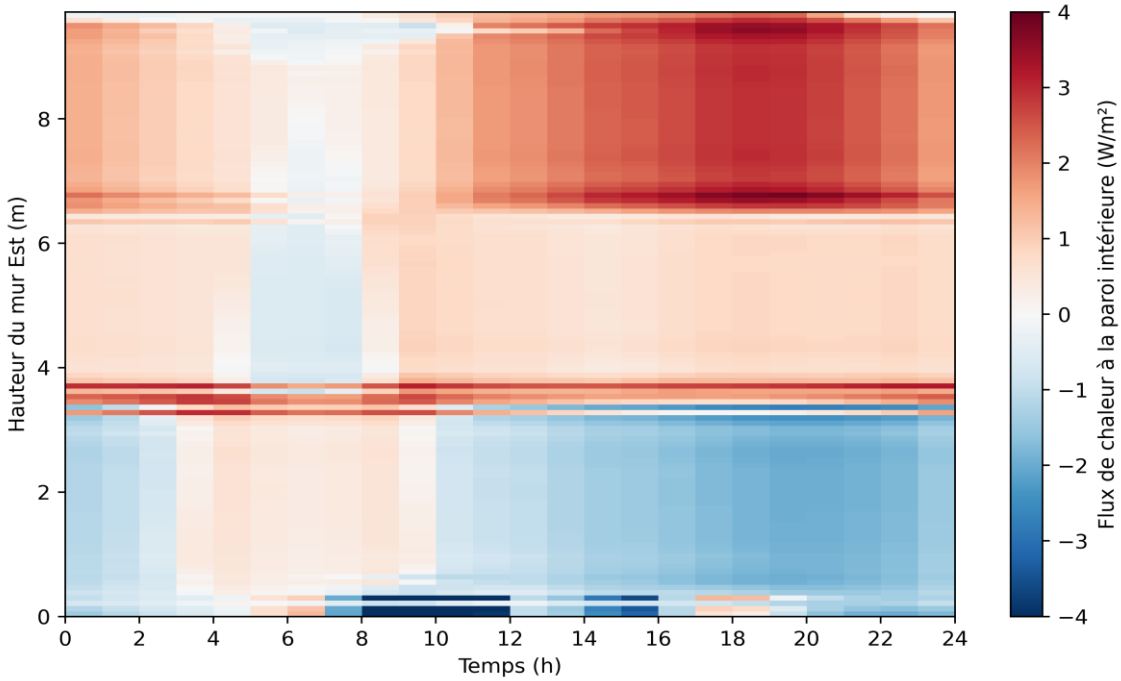


Figure 3 Distribution verticale de la différence du flux de chaleur intérieur du mur Est entre la modélisation multi-zone et la modélisation mono-zone sur le dernier jour de simulation

Concernant la modélisation mono-zone, la température intérieure évolue de manière similaire à la moyenne des températures des trois étages de la modélisation multi-zone, mais avec une température légèrement inférieure, allant de 0.2 °C de différence en fin de nuit à 0.8 °C de différence en milieu d'après-midi.

Une comparaison de la distribution verticale du flux thermique à la surface intérieure du mur Est de la rue est présentée en Figure 3. Cette quantité est analysée à partir de la différence entre le flux obtenu avec la simulation multi-zone et celui issu de la simulation mono-zone, pour chaque heure du dernier jour de simulation. La distribution verticale du flux thermique étant quasiment uniforme dans le cas mono-zone, la différence présentée reflète principalement les variations associées à l'approche multi-zone. Une distinction nette apparaît entre les trois zones thermiques du bâtiment. Au dernier étage, le flux de la simulation multi-zone est supérieur à celui de la simulation mono-zone. Cette différence est maximale en fin de journée, vers 19 h, atteignant environ 3 W/m², lorsque la température intérieure de cette zone thermique est également maximale. Elle devient en revanche faible, proche de 0 W/m², en fin de nuit lorsque la température intérieure du dernier étage est minimale. Pour l'étage intermédiaire, la différence reste globalement constante entre 8 h et 4 h, avec une valeur d'environ 0.5 W/m². Entre 4 h et 8 h, cette différence devient légèrement négative, de l'ordre de – 0.5 W/m², ce qui indique que l'intensité du flux thermique au niveau du mur est plus faible dans la simulation multi-zone pendant cette

période. Ce comportement peut être attribué à la ventilation nocturne, qui réduit plus rapidement la température de l'air intérieur dans le cas multi-zone, modifiant ainsi le signe de la différence. Enfin, au rez-de-chaussée, la dynamique semble être inversée. Le flux de la simulation multi-zone est inférieur à celui de la simulation mono-zone entre 10 h et 3 h, avec un écart d'environ 1.5 $W \cdot m^{-2}$, alors qu'il devient légèrement supérieur entre 3 h et 10 h, avec une différence d'environ 0.5 $W \cdot m^{-2}$.

3.2. CONFORT THERMIQUE EXTERIEUR

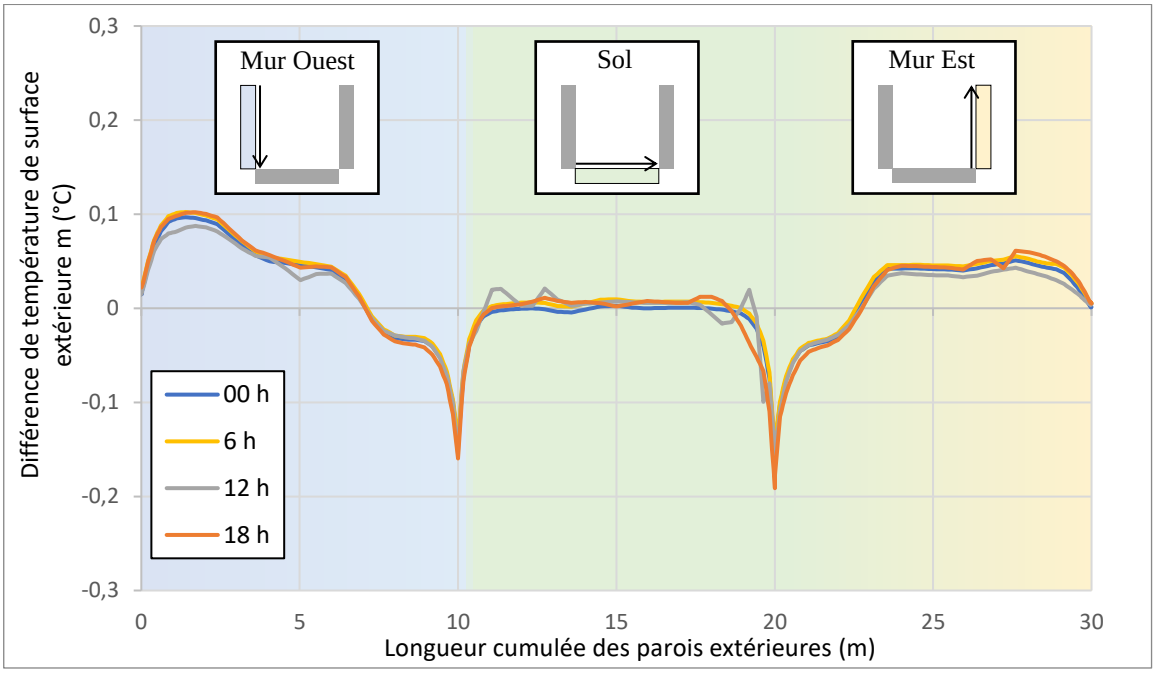


Figure 4 Différence de température de surface extérieure (multi-zone – mono-zone), moyennée sur une heure, des murs et de la chaussée de la rue canyon lors du dernier jour de simulation

Dans cette partie, la comparaison entre les approches mono-zone et multi-zone est analysée au regard du confort thermique extérieur du piéton. Vis-à-vis de la thermique des bâtiments, la quantité qui va majoritairement influencer le confort thermique du piéton est la température de surface extérieure des parois de la rue. En effet, cette quantité influence directement le rayonnement onde longue absorbé par le piéton à travers la T_{mrt}, utilisée dans le calcul des indicateurs de confort thermique. Elle influence également la température de l'air au niveau du piéton, via les échanges convectifs entre l'air et les parois de la rue, bien que cet effet soit généralement plus faible que celui associé à la T_{mrt}. Ainsi, la Figure 4 montre la différence de température des surfaces extérieures de la rue entre les deux approches (multi-zone moins mono-zone). La variation temporelle de cette différence étant relativement faible, il a été choisi de la représenter toutes les six heures lors du dernier jour de simulation afin d'en faciliter la lecture. Les résultats montrent tout d'abord que l'écart de température entre les deux approches reste très limité, ne dépassant pas ± 0.25 °C. De plus, cette différence varie peu au cours de la journée, contrairement aux flux et aux températures à l'intérieur des bâtiments. Cela suggère que l'enveloppe du bâtiment atténue fortement l'influence de l'approche de modélisation sur la température de surface extérieure. En effet, bien que les simulations montrent des différences de température intérieure pouvant atteindre environ 3.5 °C entre les approches mono-zone et multi-zone, ces écarts sont fortement amortis par le mur en briques, conduisant à des différences extérieures nettement plus faibles. La température de surface pour la simulation multi-zone est plus élevée, de 0.05 °C à 0.1 °C, sur la partie supérieure du

bâtiment et y est plus faible, de 0.05 °C à 0.2 °C, sur la partie inférieure. Par ailleurs, les murs Ouest et Est présentent des comportements similaires vis-à-vis de cette différence de température. Enfin, la différence de température de surface de la chaussée est globalement proche de 0. Sur les bords de la rue et les parties basses des murs, la différence de température atteint environ -0.15 °C due à l'influence régulatrice du sol plus marquée dans la simulation multi-zone.

Cette faible différence de température de surface se traduit par des écarts négligeables de T_{mrt} et de température de l'air au niveau du piéton, conduisant à une différence d'environ 0.1 °C sur l'indicateur de confort thermique UTCI. Une telle variation est considérée comme négligeable, dans la mesure où elle n'est pas perceptible par l'être humain. Pour ce cas d'étude, le temps de calcul est inférieur de 3.5 % pour la simulation mono-zone comparé à la simulation multi-zone.

4. CONCLUSION

Différentes approches de modélisation de la thermique des bâtiments, mono-zone et multi-zone, ont été comparées à l'aide de simulations microclimatiques réalisées sur quatre jours. Un cas d'étude représentatif d'une rue canyon composée de bâtiments peu isolés du centre ancien Dijonnais et soumise à une vague de chaleur a été considéré afin de simuler une situation dans laquelle le comportement thermique des bâtiments varie significativement selon les étages. Cette étude montre que les résultats sur le confort thermique extérieur du piéton obtenus avec une modélisation mono-zone des bâtiments sont quasiment identiques à ceux obtenus avec la modélisation multi-zone. Ces résultats permettent de mieux justifier l'utilisation de modèles simplifiés de bâtiments dans les simulations de MCU à l'échelle de la rue pour l'étude du confort extérieur. Ils suggèrent également que, dans le contexte d'un couplage entre un modèle de MCU et un modèle BES destiné à l'étude de la consommation énergétique des bâtiments ou du confort intérieur, un couplage faible du modèle de MCU vers le modèle BES peut constituer une approximation suffisante.

5. BIBLIOGRAPHIE

Alamdari, F., et G. P. Hammond. 1983. « Improved Data Correlations for Buoyancy-Driven Convection in Rooms ». *Building Services Engineering Research and Technology* 4 (3): 106-12. https://doi.org/10.1177/014362448300400304.

Azam, Marie-Hélène, Hugo Matry, Chaimaa Delasse, et al. 2025. *Inter-comparaison d'outils de simulation du microclimat urbain et confrontation à de la mesure*. https://doi.org/10.25855/SFT2025-031.

Bueno, B., G. Pigeon, L. K. Norford, K. Zibouche, et C. Marchadier. 2012. « Development and Evaluation of a Building Energy Model Integrated in the TEB Scheme ». *Geoscientific Model Development* 5 (2): 433-48. https://doi.org/10.5194/gmd-5-433-2012.

Gresse, Teddy, Julie Soriano, Auline Rodler, et al. 2025. « Qualification of Microclimate Models and Simulation Tools: An Academic Benchmark ». *Building and Environment* 278 (juin): 112913. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2025.112913.

Matry, Hugo, Matthieu Labat, Marion Bonhomme, et Stéphane Ginestet. 2026. « Influence of natural convection on the convective heat transfer coefficient at exterior building surfaces in a 2D street

canyon ». *International Journal of Thermal Sciences* 226 (août): 110822. https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2026.110822.

Tornay, Nathalie, Robert Schoetter, Marion Bonhomme, Serge Faraut, et Valéry Masson. 2017. « GENIUS: A Methodology to Define a Detailed Description of Buildings for Urban Climate and Building Energy Consumption Simulations ». *Urban Climate* 20 (juin): 75-93. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2017.03.002.

Construction du modèle thermique d'un chapiteau et recalage à partir des mesures *in-situ*

Grégory Millot*[1], Frédéric Conte[1], Philippe Delcroix[2]

[1] Capgemini Engineering
4, Avenue Didier Daurat, 31700 Blagnac
*gregory.millot@capgemini.com

[2] Centre International des Arts en Mouvement
4181, Route de Galice, 13290 Aix-en-Provence

RESUME

Les structures éphémères sont généralement chauffées par des générateurs d'air chaud alimentés au fioul. Le projet Vers un Ephémère Durable est subventionné par le programme Alternatives Vertes pour les Industries Culturelles et Créatives et vise à réduire les émissions équivalentes carbone de ces structures. Afin de quantifier les gains potentiels de différentes solutions, il est nécessaire de disposer d'un simulateur de consommation basé sur un modèle thermique validé sur des mesures expérimentales représentatives de conditions réelles.

Un modèle nodal à 2 nœuds d'air est défini. La température intérieure obtenue par le modèle est comparée aux mesures in situ réalisées en mars/avril 2025 et janvier 2026 dans plusieurs conditions de vie (avec chauffage et sans chauffage). Les paramètres inconnus sont ensuite obtenus par recalage. Le modèle ainsi obtenu permet d'évaluer une consommation d'énergie brute annuelle et les émissions de CO2 équivalentes et de positionner ainsi une structure éphémère dans un référentiel de type DPE (Diagnostic de Performance Energétique).

MOTS-CLÉS : structures éphémères, modèle thermique, performances énergétiques.

ABSTRACT

Traveling structures are generally heated with hot air generators burning fuel oil. The project named « Vers un Ephémère Durable » is founded by the program "Alternatives Vertes" for Cultural and Creative Industries and aims at reducing equivalent carbon emissions of these structures. To assess the potential gain of the different solutions, it is needed to dispose of a consumption simulator based on a thermal model validated from physical measures, representative of real conditions.

A 2 air nodes model is defined. The internal temperature obtained by the model is compared with in situ measures done in March/April 2025 and January 2026 in several live conditions (with and without heating system). The unknown parameters are then obtained by calibration work. The resulting model can be used to assess the annual raw energy consumption and the CO2 equivalent emissions and thus to locate a traveling structure in a DPE (Energetics Performance Diagnostic) type referential.

KEYWORDS: traveling structures, thermal model, energetics performance

1. INTRODUCTION

Les structures éphémères sont généralement chauffées par des générateurs d'air chaud alimentés au fioul. Le projet *Vers un Ephémère Durable* subventionné par le programme *Alternatives Vertes* pour les *Industries Culturelles et Créatives* vise à décarboner le chauffage de ces structures qui constitue leur principal poste d'impact carbone. Ce projet est piloté par le CIAM (Centre International des Arts en Mouvement) qui dispose de plusieurs structures éphémères sur son site d'Aix-en-Provence. Afin de

quantifier les gains potentiels de différentes solutions, il est nécessaire de disposer d'un simulateur de consommation basé sur un modèle thermique validé sur des mesures expérimentales représentatives de conditions réelles.

Un modèle nodal à 2 nœuds d'air est défini. Des corrélations issues de calculs CFD permettent de modéliser les échanges convectifs intérieurs et extérieurs. Les mesures de température extérieures locales et de stations météorologiques proches permettent d'alimenter le modèle en conditions limites. La température intérieure obtenue par le modèle est comparée aux mesures in situ réalisées en mars/avril 2025 dans le Grand Chapiteau Blanc dans plusieurs conditions de vie (avec chauffage et sans chauffage). Les paramètres inconnus sont obtenus par recalage. Il s'agit du taux de renouvellement de l'air intérieur induit par les fuites au niveau de l'enveloppe et du terme d'échange entre les 2 nœuds d'air. En outre, une corrélation est nécessaire pour capter l'effet du rayonnement nocturne.

Le modèle ainsi obtenu est extrapolé pour différents types de structures éphémères et permet d'évaluer une consommation d'énergie brute annuelle et les émissions de CO_2 équivalentes, et ainsi de positionner la structure dans un référentiel de type DPE (Diagnostic de Performance Energétique).

2. STRUCTURES MODELISEES

Les structures éphémères à couverture souple de plus de 16m2 relèvent de la réglementation Chapiteaux, Tentes et Structures itinérants (dite réglementation CTS). Dans le cas des structures, la toile souple est attachée à une structure métallique disposant d'un plancher. Les chapiteaux traditionnels sont eux constitués d'une toile tendue à partir d'un ou plusieurs mats centraux, et posés directement sur le sol. Cette réglementation impose que la couverture soit de type M2 (sublimation en cas d'incendie) ce qui restreint fortement les possibilités d'isolation. Par ailleurs ces structures visent à être montées et déplacées régulièrement. La quantité de matériaux et leur manipulation est donc également très contrainte. Ces structures éphémères différent donc du bâti classique du fait de la forte sensibilité aux conditions extérieures, une très faible inertie mais aussi la capacité à n'être chauffées que lors des phases d'usage.



Figure 1 : Grand Chapiteau Blanc (à gauche), maquette du PomPidou Mobile (à droite)

La présente étude porte sur le chapiteau dit « Grand Chapiteau Blanc » de 37m de diamètre au sol et de 17.5m de hauteur (cf. Figure 1) qui dispose d'un volume intérieur de 6800m3 et d'une surface de toile en contact avec l'air ambiant de 1571m2. La même démarche est entreprise sur la structure

PomPidou Mobile (structure en losange de 739m3 et 176m2 au sol) pour valider la robustesse du modèle. Cette partie n'est pas présentée ici.

3. CAMPAGNES DE MESURES

Les campagnes de mesures sont réalisées sur le Grand Chapiteau Blanc sur le site du CIAM situé à Aix-en-Provence lors des hivers 2024-2025 et 2025-2026. Une dizaine de capteurs de température d'air (précision de ± 0.5°C) sont installés à l'intérieur du chapiteau, et une station météorologique locale permet de faire une comparaison avec les relevés Météo France à proximité. Parmi les capteurs de température, 3 sont situés au centre à différentes hauteurs : 1.5m, 5m et 10m. Pour l'étude de recalage, seule la mesure au centre à 5m est exploitée, jugée comme représentative de la température d'ambiance pour la zone du public et de la température considérée par le thermostat du groupe chauffant.

Les campagnes « thermiques » sont précédées de mesures de vitesse à l'aide d'un anémomètre pour estimer le débit du groupe de chauffage utilisé (Magnum 235). La puissance est ensuite calculée à l'aide de la différence de température entre l'extérieur et l'air soufflé. Cette valeur semble plutôt stable à 52°C. Le débit obtenu est assez éloigné de la valeur fournisseur de 3.6m^3/s avec 3m^3/s pour la campagne 2024-2025 et 2.45m^3/s pour 2025-2026. La variation entre les 2 campagnes n'a pas été expliquée mais les mesures sont bien consolidées avec plusieurs relevés et des mesures cohérentes à l'aspiration et au soufflage.

4. MODELE DE SIMULATION

4.1. RESOLUTION NODALE

Il existe peu de documentation concernant ce type d'approche sur les structures éphémères. On trouve en revanche des modèles équivalents pour les serres comme (Ahamed, 2018), (Belkadi, 2019) ou (Faramarzpour, 2025). Toutes ces références modélisent l'intérieur de la serre avec un seul nœud de température d'air interne. Des premiers essais ont montré que cette approche était insuffisante pour le chapiteau, notamment lors des transitoires de chauffe. Dans notre cas, la température intérieure est donc résolue sur 2 nœuds représentant chacun la moitié du volume intérieur : 1 nœud dit « périphérique » en contact avec la paroi et 1 nœud dit « central ». Les 2 nœuds sont reliés par un terme d'échange modélisé comme de la conduction. La paroi et le plancher sont modélisés sans inertie avec un seul nœud de température. Ils sont implicités dans le système d'équation si bien qu'ils sont recalculés après obtention des températures d'air. On parlera de modèle à 2 nœuds en référence aux 2 nœuds d'air internes.

La Figure 2 présente un schéma du chapiteau avec les principaux flux et grandeurs considérés dans le modèle thermique à 2 nœuds. Les échanges radiatifs intérieurs sont négligés. Les températures T_{centre}, $T_{péri}$ et T_p sont respectivement les températures du volume central, du volume périphérique et de la paroi calculées par le modèle. Le pas de temps est fixé à 30s. L'équation d'équilibre thermique est écrite pour les 2 nœuds du modèle. Les différents termes d'échange se répartissent sur les 2 volumes. Les coefficients k_{vol} et k_{sol} sont les fractions du volume total et de la surface du sol attribués au nœud central. La somme des flux correspondant à la variation d'énergie du volume central s'écrit :

$$\rho_0 k_{vol} V C_p \frac{dT_{centre}}{dt} = \phi_{diff} - k_{sol}\phi_{sol} + P_{diss} \quad \textbf{(1)}$$

Où $\phi_{diff} = D(T_{peri} - T_{centre})$ est le flux d'échange pour une conductance D considéré entre les 2 volumes, ϕ_{sol} est le flux convectif avec le sol, et P_{diss} est la puissance dissipée pas les occupants (dans l'étude le terme n'est pas considéré).

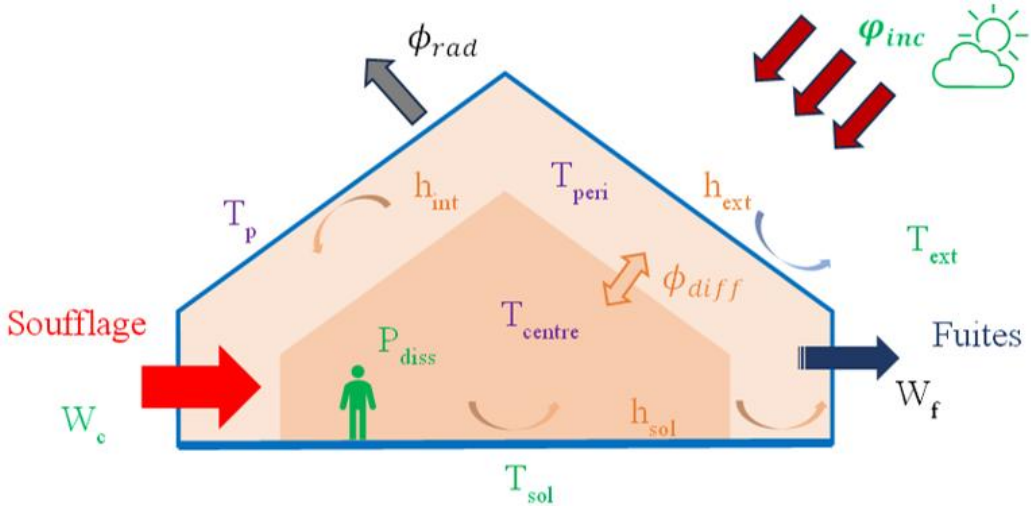


Figure 2 : Schéma du modèle thermique du chapiteau à 2 nœuds

La somme des flux correspond à la variation d'énergie du volume périphérique s'écrit :

$$\rho_0(1-k_{vol})VC_p\frac{dT_{peri}}{dt} = -\phi_{diff} + P_c + \phi_f - \phi_p - (1-k_{sol})\phi_{sol} \quad \textbf{(2)}$$

Où P_c est la puissance de chauffage, $\phi_f = W_f C_p(T_{ext} - T_{peri})$ est le terme de fuite, ϕ_p est le flux convectif interne avec la paroi. W_f est le débit de fuite c'est-à-dire d'air provenant de l'extérieur.

Et l'équilibre à la paroi s'exprime ainsi :

$$\phi_p = \phi_{ext} + \phi_{rad} - \phi_{solaire} \quad \textbf{(3)}$$

Où ϕ_{ext} est le flux convectif avec l'extérieur, ϕ_{rad} le flux radiatif échangé par la paroi du chapiteau et $\phi_{solaire}$ la puissance solaire absorbée. La résistance thermique et l'inertie de la paroi sont négligées.

4.2. CONDITIONS EXTERIEURES

4.2.1. Données tabulées

Les conditions limites suivantes sont des données tabulées par pas de 1h : température ambiante, température du sol, vitesse de vent et le coefficient d'ensoleillement. A chaque pas de temps les valeurs sont interpolées entre les 2 points de donnée qui l'encadrent.

Les données utilisées sont basées sur les mesures des stations Météo France d'Aix-en-Provence (température ambiante, vitesse de vent) et Marignane (température de sol à 10 cm, flux solaire global). Un coefficient de 0.5 est appliqué au vent, pour prendre en compte les effets locaux (il est recalé par rapport aux mesures de la station météo locale). Le coefficient d'ensoleillement est calculé à partir du flux solaire global. Il a été validé par comparaison avec des mesures de luminosité locale pour les séquences présentées.

	Lieu des mesures	Station Aix-en-Provence	Station Marignane
Latitude	43,524°N	43.529°N	43,437°N
Longitude	5.388° E	5.424°E	5.211°E
Altitude	166.6m	173m	6m

Tableau 1 : Position géographique des stations Météo France utilisées

4.2.2. Paramètres solaires

Les angles solaires θ et ω sont respectivement l'angle zénithal et l'angle azimutal définissant la position du soleil. Ils sont calculés en fonction de localisation géographique (latitude, longitude), du jour *j* et de l'heure locale *h* (Rousse, 2021).

Le flux solaire incident maximum (ciel parfaitement clair) $\phi(\theta)$ s'exprime en fonction de la constante solaire $\phi_0 = 1361\ Wm^{-2}$: avec la formulation simplifiée suivante :

$$\phi(\theta) = \phi_0 e^{\frac{-0.15}{\cos(\theta)}} \quad \textbf{(4)}$$

Cette formulation donne une fraction d'atténuation au zénith de $1\text{-}e^{-0.15}=0.14$ ce qui est cohérent avec (Schmetz, 1993) qui donne une valeur de 0.15 en hiver aux latitudes moyennes et en ciel clair. Cette valeur augmente avec la quantité d'eau dans l'atmosphère. L'équation (4) sous-estime le flux au sol pour θ>75°. Pour le soleil proche de l'horizon, (Kumar, 1997) propose une formule corrigée. Cet article donne en plus une variation du flux extra-terrestre en fonction du jour de l'année à partir de la constante solaire. Des modèles plus détaillés existent également, comme (Ricaud, 2009) qui permet d'inclure notamment la pression atmosphérique et de l'altitude.

Le flux solaire incident réel est fonction du flux solaire incident maximum $\phi(\theta)$ et du coefficient d'ensoleillement *ensol(j,h)* tel que :

$$\varphi_{inc}(\theta, j, h) = \phi(\theta) \cdot ensol(j, h) \quad \textbf{(5)}$$

Le facteur de vue *F* est une fonction des angles solaires $F = f(\theta, \omega)$. Dans ce modèle, le chapiteau est axisymétrique, alors $F = f(\theta)$. Il est approximé par une régression polynomiale d'un calcul géométrique effectué tous les 5 degrés.

$$F(\theta) = 1.173\left(\frac{2\theta}{\pi}\right)^3 - 2.192\left(\frac{2\theta}{\pi}\right)^2 + 0.0634\left(\frac{2\theta}{\pi}\right) + 1.4091 \quad \textbf{(6)}$$

La puissance solaire absorbée par la paroi du chapiteau est fonction du flux solaire incident réel $\boldsymbol{\varphi_{inc}}$, des coefficients d'absorption dans le visible et l'infrarouge, et du facteur de vue *F* tel que :

$$\phi_{solaire} = S_{ref} F \left(\frac{\alpha_{visible} + \alpha_{IR}}{2}\right) \varphi_{inc} \quad \textbf{(7)}$$

Le flux solaire étant composé d'environ 50% de rayonnement visible et 50% d'infrarouge, le coefficient d'absorption solaire considéré est la moyenne. On prend α_{IR} = 0.9 (toile PVC) et $\alpha_{visible}$ = 0.4 pour la couleur blanc crème d'après la palette (*Règlementation énergétique des bâtiments en Polynésie française*, 2023). Le revêtement est supposé parfaitement opaque (transmittance nulle).

4.3. COEFFICIENTS D'ECHANGE CONVECTIFS

Le modèle nécessite 3 coefficients d'échange : de l'air intérieur avec la toile, de l'air intérieur avec le sol et de l'air extérieur avec la toile.

Des calculs CFD préliminaires ont permis de définir des corrélations pour ces 3 paramètres. Les 2 premiers sont des régressions linéaires simples fonction du paramètre principal. On obtient pour le coefficient de convection thermique intérieur :$h_{int} = 2.12 + 0.0419\left(T_c - T_p\right)$. Lorsque le chauffage est coupé, on considère $h_{int} = 2.12\ Wm^{-2}K^{-1}$. Pour le coefficient de convection avec le sol, on obtient : $h_{sol} = 1.21 + 0.0133\left(T_{sol} - T_p\right)$.

Pour le coefficient d'échange extérieur, une corrélation combinant la convection naturelle et la convection forcée est définie à partir de calculs CFD et où le diamètre au sol est utilisé comme longueur de référence dans les nombres caractéristiques :

$$Nu = ([a * Ra^b]^n + [c * Re^d]^n)^{1/n} \quad \textbf{(8)}$$

Avec a=0.108, b=1/3, c=0.0354, d=4/5 et n=2.6.

4.4. ECHANGES RADIATIFS

Le flux radiatif corps gris ϕ_{rad} échangé par la paroi vers l'extérieur et de manière simplifiée, compte tenu de la forme du chapiteau, vers la voute céleste s'exprime ainsi :

$$\phi_{rad} = S_p \alpha_{IR} \sigma \left(T_p^4 - T_{ciel}^4\right) \quad \textbf{(9)}$$

Avec S_p la surface de paroi, α_{IR} l'émissivité infrarouge de la paroi du chapiteau σ la constante de Stefan-Boltzmann et T_{ciel} la température de ciel équivalente. (Zhang, 2019) propose un modèle permettant de calculer cette température par ciel clair en fonction de la température extérieure et de la température de rosée. Dans la plage [0°C ; 20°C] de température extérieure, ce modèle permet d'obtenir 26°C < $dT_{ciel} = T_{ext} - T_{ciel}$ < 35°C. Dans notre cas, dT_{ciel} est utilisé comme paramètre de recalage.

4.5. PUISSANCE DE CHAUFFE

La puissance de chauffe est appliquée sur le nœud périphérique. Il s'agit d'un terme d'advection dont on impose la puissance P_c et le débit d'air W_c. Une température de soufflage T_c est donc recalculée à chaque pas de temps à partir de la température extérieure (pas de recyclage). Celle-ci est déclenchée de manière « tout ou rien » en fonction d'une température de consigne et d'un intervalle de régulation.

5. RESULTATS ET RECALAGE

Le modèle thermique du chapiteau contient certains paramètres difficiles à estimer, ce qui nécessite un recalage avec des mesures. Le recalage est effectué par comparaison des résultats du calcul et des mesures pour la température au centre du chapiteau sur les séquences les plus significatives.

5.1. PERIODES SANS CHAUFFAGE

Le taux de renouvellement de l'air dans le chapiteau τ (nombre de volume par heure) est recalé pour des jours sans chauffage. Il intervient dans le terme de fuite $W_f = \rho_0 V(\tau/3600)$ où V est le volume du chapiteau. La Figure 3 montre que la valeur de 1.3 vol./h pour le taux de renouvellement permet un excellent recalage pour des jours de ciel clair. Il s'agit d'une valeur cohérente avec l'ordre de grandeur de 1 vol./h proposé dans la littérature par (Faramarzpour, 2025) et (Ahamed, 2018).

Le paramètre dT_{ciel} doit être recalé sur des séquences de nuit. Il est considéré comme nul le jour, hypothèse cohérente avec les mesures de (Adelard, 1998). La Figure 3 présente le recalage de ce paramètre pour des nuits de ciel clair et ciel couvert. Par ciel clair (4-5 avril) la valeur de 25°C (cohérente avec l'ordre de grandeur proposé dans la section §4.4) permet une bonne correspondance avec les mesures. Par ciel couvert (22 janvier), dT_{ciel} doit être proche de 0.

5.2. PERIODES AVEC CHAUFFAGE

Les séquences de chauffage forcé permettent le recalage du ratio de conductivité turbulente k_{turb}/k, dénommé ici *TVR* par proximité avec le terme plus commun de ratio de viscosité, utilisé avec la

conductivité de l'air k pour construire la conductance entre les 2 volumes $D = S_{ref} \cdot TVR \cdot k/L_{ref}$. Ce terme modifie la dynamique du nœud central. Par ailleurs le système de chauffage induit une surpression à l'intérieur du chapiteau et réduit les infiltrations d'air froid, ce que l'on modélise par le paramètre τ_s utilisé dans le calcul du débit de fuite en cas de chauffage tel que $W_f = \rho_0 V(\tau/3600) - \tau_s W_c$.

La Figure 4 montre le recalage de ces 2 paramètres pour plusieurs séquences de chauffage forcé. Pour les 2 jours considérés (16 janvier et 19 mars) un dT_{ciel}=10°C correspondant à un ciel partiellement couvert est pris en compte. Les valeurs de τ_s à 0.6 et de *TVR* à 700 permettent un bon recalage du modèle. Pour cette valeur de τ_s, le taux d'infiltration devient 0.65-0.8vol./h en fonction des campagnes ce qui reste cohérent avec un ordre de grandeur de 1.

La Figure 4 présente également une séquence de chauffage régulé (19 mars). Cette séquence présente des oscillations en dents de scie de la température correspondant aux phases de chauffage actif et coupé pour maintenir un température cible. Le modèle recalé permet une bonne représentation de ces cycles de chauffe sur la séquence régulée.

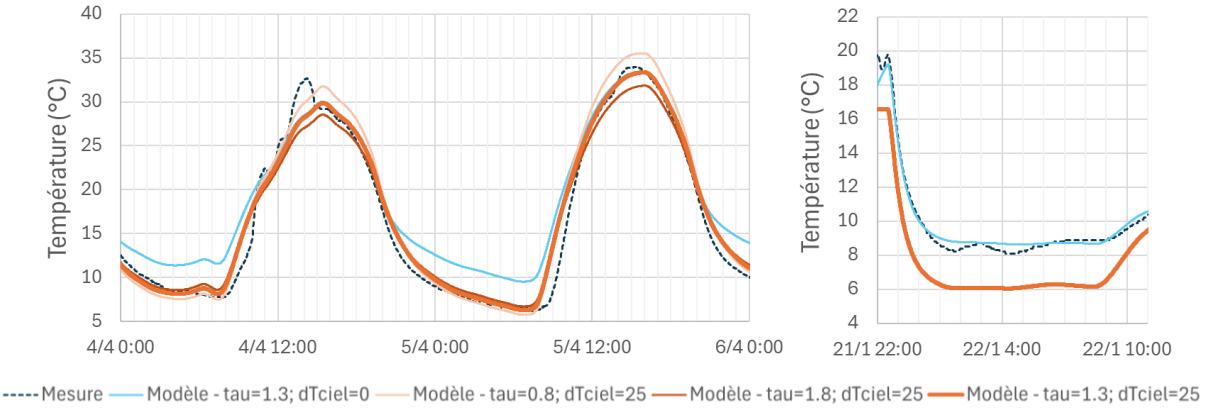


Figure 3 : Sensibilité de la température au centre du chapiteau aux paramètres de recalage τ (gauche) et dT_{ciel} (par ciel clair à gauche, par ciel couvert à droite) pour une période sans chauffage.

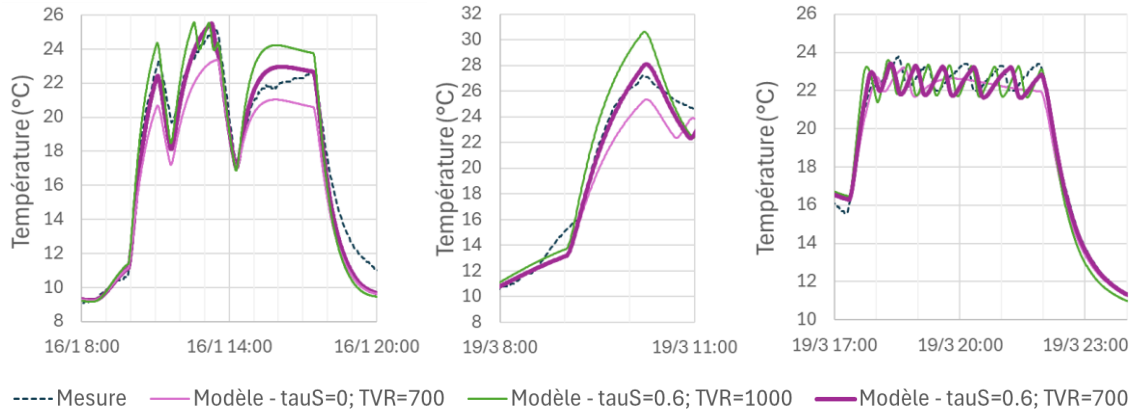


Figure 4 : Sensibilité de la température au centre du chapiteau aux paramètres de recalage τ_s et TVR pour plusieurs séquences de chauffage forcé (gauche, centre) et de chauffage régulé (droite)

6. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Le modèle construit basé sur 2 nœuds d'air permet de retrouver les mesures expérimentales de température après recalage des paramètres de fuite et du terme d'échange entre les 2 zones internes. Par

ailleurs, un modèle plus complexe serait nécessaire pour prédire correctement le flux radiatif nocturne à partir de données météo, celui-ci devant pour le moment être ajusté en fonction des jours. Le calcul de la puissance solaire absorbée pourrait être amélioré proche du lever et du coucher de soleil et pour étendre la validité à des lieux situés en altitude.

Les séquences de chauffage sont donc représentatives du fonctionnement réel ce qui permet une prédiction ou une reconstruction des consommations de carburant et des émissions de CO_2. Pour cela, une interface Web a été développée pour la saisie des paramètres physiques, du lieu et des périodes souhaitées. D'autre part, un travail de recalage en cours sur la structure PomPidou Mobile doit permettre de valider l'approche pour une structure très différente et ainsi renforcer la possible extrapolation à toutes les structures éphémères, même si des simulations CFD restent nécessaires pour définir les corrélations de coefficients d'échange.

7. BIBLIOGRAPHIE

Adelard, L., Pignolet-Tardan, F., Mara, T., Lauret, P., Garde, F., & Boyer, H. 1998. Sky temperature modelisation and applications in building simulation. *Renewable Energy*, 15(1-4), 418-430.

Ahamed, M. S., Guo, H., & Tanino, K. 2018. A quasi-steady state model for predicting the heating requirements of conventional greenhouses in cold regions. *Information processing in agriculture*, *5*(1), 33-46.

Belkadi, A., Mezghani, D., & Mami, A. 2019. "Energy Design and Optimization of a Greenhouse: A Heating, Cooling and Lighting Study". *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 9(3).

Faramarzpour, H., Ghaderi, M., Reddick, C., Sorin, M., & Grégoire, M. 2025. "Specification of a greenhouse in cold climate condition, mathematical model and optimization". *Journal of Building Physics*, 48(4), 579-608.

Kumar, L., Skidmore, A. K., & Knowles, E. 1997. Modelling topographic variation in solar radiation in a GIS environment. *International journal of geographical information science*, *11*(5), 475-497.

Ricaud, A. 2009. Gisement solaire. *Sept-2009, éditeur : Alain Ricaud, publiés par CYTHELIA Sarl*.

Rousse, D., PhD. 2021. *Énergie et énergies renouvelables*. Chapitre 11 – L'énergie solaire. Département de génie mécanique, Ecole de Technologie Supérieure de Montréal.

Schmetz, J. (1993). Relationship between solar net radiative fluxes at the top of the atmosphere and at the surface. *Journal of Atmospheric Sciences*, *50*(8), 1122-1132.

Zhang, G., Zhang, G., Zhou, C., & Zhu, S. 2019. Influence of cloud cover on the relationship between the sky view factor and nocturnal urban heat islands. *Climate Research*, *79*, 127-137.

Fiche d'application de la règlementation énergétique des bâtiments en Polynésie française. 2023. Fiche thématique n°2 : Protection solaire des parois opaques horizontales (toitures). Service des énergies.

Etablissements du type CTS - Chapiteaux, tentes et structures itinérantes. Arrêté du 25 juin 1980 portant approbation des dispositions générales du règlement de sécurité contre les risques d'incendie et de panique dans les établissements recevant du public (ERP)., Livre IV, Chapitre II.

Analyse de la contribution des systèmes de climatisation sur l'îlot de chaleur urbain pour un immeuble parisien climatisé

Oscar Moureaux[*1,2,4], Mathias Bouquerel[1,4], Hassan Bouia[1,4], Etienne Vergnault[2,4], Frédéric Kuznik[3,4]

[1] EDF R&D, Avenue des Renardières, 77250 Ecuelles Moret-Loing-et-Orvanne,

[*oscar.moureaux@edf.fr](mailto:oscar.moureaux@edf.fr)

[2] Université Claude Bernard Lyon 1, CETHIL, UMR5008, CNRS, INSA Lyon, Villeurbanne, F-69100, France

[3] INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR5008, 69621 Villeurbanne, France

[4] BHEE CETHIL-EDF laboratoire commun

RESUME. *L'îlot de chaleur urbain désigne un phénomène caractérisé par des températures plus élevées en milieu urbain que dans les zones rurales environnantes, pouvant engendrer des effets néfastes sur la santé et le confort thermique des habitants. Cet effet est amplifié par les rejets de chaleur anthropiques et notamment ceux liés à l'utilisation des systèmes de climatisation, dont l'impact réel demeure discuté dans la littérature scientifique. Ces rejets de chaleur doivent être évalués avec précaution, car une partie de la chaleur rejetée par les unités extérieures peut être réintroduite dans le bâtiment en raison de l'abaissement de la température intérieure, qui accroît la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur. Il convient ainsi de distinguer les rejets bruts, correspondant aux émissions directes des unités extérieures, des rejet nets, qui intègrent la rétroaction liée à la baisse de la température intérieure. Cette étude examine les rejets de chaleur et les échanges thermiques avec la canopée urbaine d'un immeuble de cinq étages entièrement climatisé, simulé lors de la vague de chaleur à Paris à l'été 2023. Le modèle thermique du bâtiment s'appuie sur la bibliothèque Modelica BuildSysPro, et le système de climatisation est représenté par un modèle polynomial de pompe à chaleur monosplit air/air. De plus, une modélisation du comportement des occupants en matière de gestion des protections solaires est proposée. Les résultats indiquent que seule une fraction de la chaleur rejetée par les unités extérieures contribue effectivement au réchauffement de la canopée urbaine, le reste est réintégré par le bâtiment ou dissipé par les surfaces de plancher bas et de toiture supposées ne pas affecter la canopée (selon le modèle Urban Weather Generator).*

MOTS-CLÉS : *Thermique du bâtiment, Climatisation, Chaleur anthropique*

ABSTRACT. The urban heat island refers to a phenomenon characterized by higher temperatures in urban areas than in the surrounding rural zones, which can lead to adverse effects on residents' health and thermal comfort. This effect is amplified by anthropogenic heat emissions, particularly those associated with the use of air-conditioning systems, whose actual impact remains debated in the scientific literature. These heat emissions must be assessed with caution, as part of the heat rejected by outdoor units may be reintroduced into the building due to the lowering of indoor temperature, which increases the temperature difference between indoors and outdoors. It is therefore necessary to distinguish between gross heat rejection, corresponding to the direct emissions from outdoor units, and net heat rejection, which accounts for the feedback associated with the decrease in indoor temperature. This study examines heat rejection and thermal exchanges with the urban canopy of a fully air-conditioned five-storey building, simulated during the Paris heatwave in the summer of 2023. The building thermal model is based on the Modelica BuildSysPro library, and the air-conditioning system is represented by a polynomial model of a monosplit air-to-air heat pump. In addition, a model of occupant behavior regarding solar shading control is proposed. The results indicate that only a fraction of the heat rejected by the outdoor units contributes to the warming of the urban canopy; the remainder is reabsorbed by the building or dissipated through the ground floor and roof surfaces, which are assumed not to affect the canopy (according to the Urban Weather Generator model).

KEYWORDS : Building thermal performance, Air conditioning, Anthropogenic heat

1. INTRODUCTION

L'îlot de chaleur urbain est un phénomène caractérisé par une augmentation des températures en ville par rapport à la campagne environnante, notamment lors des nuits d'été (Oke 1987), dont les conséquences sur la santé peuvent être importantes et risquent de s'accentuer avec l'intensification des vagues de chaleur due au réchauffement climatique (Basu 2002). En France, un nombre croissant de ménages s'équipe de systèmes de climatisation pour faire face à ces épisodes et limiter les risques pour la santé : 22 % du parc résidentiel est équipé en 2019 (ADEME 2021). Cependant, ces systèmes contribuent également à augmenter l'îlot de chaleur urbain par les rejets de chaleur de leurs unités extérieures.

Des études (De Munck et al. 2013, Salamanca et al. 2014) considèrent le flux de chaleur rejeté par les unités extérieures de climatisation comme un flux anthropique, au même titre que le trafic routier ou les émissions de chaleur industrielles. Cependant, l'abaissement de la température intérieure dans les logements climatisés permet au bâtiment d'absorber plus de chaleur extérieure qu'un bâtiment non climatisé. La contribution de la climatisation au réchauffement de la canopée urbaine (volume d'air entre le sol et la hauteur moyenne des bâtiments) est ambiguë et mérite d'être évaluée plus précisément.

2. METHODOLOGIE

L'objectif de cette partie est de présenter la chaîne d'outils MyBEM et l'intégration de nouveaux modèles comme la pompe à chaleur (PAC) air/air ou le pilotage des masques solaires. De plus on décrira la méthode de comptabilité des flux sortant du bâtiment pour déterminer la contribution nette d'un système de climatisation. Cette étude reprend la logique de modélisation du modèle de microclimat méso-échelle UWG (Bueno et al. 2013), mais ne s'intéresse qu'aux échanges entre le bâtiment et l'environnement extérieur, avec un modèle thermique de bâtiment plus détaillé.

2.1. LA PLATEFORME MYBEM

MyBEM est une plateforme de *BIM to BEM* (Bouquerel et al. 2021), développée par EDF qui permet à partir d'une maquette 3D ou d'un fichier gbXML (BIM – Building Information Model), de générer un modèle pour la simulation énergétique du bâtiment (BEM – Building Energy Model). Cette plateforme repose d'abord sur l'outil HelioBIM, permettant d'enrichir un fichier BIM géométrique par les caractéristiques thermiques du bâtiment étudié comme la composition des parois, les scénarios de températures de consigne ou les apports internes. HelioBIM permet également de calculer les apports solaires ainsi que les facteurs de forme sur chaque surface de la scène à l'aide d'une méthode de Monte-Carlo (Bourquin et al. 2025). Le code Python Pyrosette permet ensuite de traduire le BIM enrichi en un modèle thermique dynamique équivalent basé sur les composants élémentaires de la bibliothèque open-source BuildSysPro (Plessis et al. 2014) comme les modèles d'enveloppe ou de systèmes énergétiques.

2.2. MODELES THERMIQUES

2.2.1. Enveloppe

PyRosette permet de générer un modèle Modelica de bâtiment multizone, reposant sur un code de conduction 0D/1D résolu par la méthode des volumes finis. Dans cette étude on modélise un immeuble découpé en étages, chaque étage comprend plusieurs logements, regroupés dans une unique zone

thermique dont le taux de surface climatisée peut être de 0 % ou 100 %. Le modèle d'enveloppe contient la conduction à travers les parois opaques et les fenêtres (équipées de volets), les rayonnements de courte et grande longueur d'onde, ainsi qu'un modèle de sol. Les échanges radiatifs sont traités différemment selon leur nature : le rayonnement de courte longueur d'onde incident est précalculé par HelioBIM, tandis que le rayonnement de grande longueur d'onde est supposé linéarisé et modélisé par un coefficient d'échange (h_{rad}) ajouté au coefficient d'échange convectif, cette modélisation simplifiée s'inspire de la méthode Th-BCE 2020 et ne nécessite pas la connaissance des températures de surface des bâtiments environnants ou de la route, ni la résolution en température du terme non linéaire d'échange radiatif.

2.2.2. PAC

Dans un contexte d'îlot de chaleur urbain à Paris, on fait l'hypothèse que les systèmes de refroidissement utilisés sont des PAC air/air individuelles installées dans le cadre d'une rénovation pour faire face aux vagues de chaleur. Le modèle de PAC retenu pour l'étude est un modèle polynomial prenant quatre variables d'entrée : T_c [$°C$] et T_f [$°C$] les températures chaude (extérieure) et froide (intérieure), HR_{in} le taux d'humidité relative intérieur, et t_c le taux de charge de la machine. Les coefficients des fonctions polynomiales sont déterminés en mesurant les performances de la PAC sur quatre taux de charge en laboratoire. Les grandeurs de sortie des fonctions polynomiales sont Q_{in}^{s} [W] et Q_{in}^{tot} [W] les puissances sensible et totale de l'unité intérieure et P_{elec} [W] la puissance électrique consommée par la PAC à des taux de charge d'entrainement (utilisés pour déterminés les coefficients des fonctions polynomiales). Les grandeurs finales sont déterminées par interpolation linéaire entre les taux de charge d'entrainement et le taux de charge en cours. La régulation de la machine est assurée dans le modèle par un régulateur type PID et la machine sélectionnée utilise comme fluide frigorigène du R410A avec un coefficient de perfomance saisonnier en froid SEER = 4,7 ce qui correspond à des performances médianes du parc de climatisation en France en 2025.

La puissance nominale de la machine est ajustable et calculée selon le dimensionnement réglementaire de la méthode simplifiée de la norme NF-EN-12831.

$$Q_{nom} = GV(T_{base,hot} - T_{in,comf})$$

Q_{nom} [W] désigne la puissance intérieure nominale de la PAC, GV [W/K] est le coefficient global de déperdition thermique d'une zone thermique à travers les murs, fenêtres, ventilation et ponts thermiques. Enfin $T_{base,hot} = 35°C$ est la température extérieure de base pour l'été et $T_{in,comf} = 26°C$ est la température de confort intérieure d'été.

2.2.3. Pilotage des protections solaires

La gestion des protections solaires a un fort impact sur la demande en climatisation d'un logement (Tzempelikos et Athienitis 2007), il est donc important de la considérer dans un tel modèle. La méthode de pilotage des protections solaires repose sur une hystérésis comme décrit en figure 1. Lorsque la température intérieure T_{in} [°C] dépasse une température de confort T_{comf} [°C] et que la fenêtre reçoit un rayonnement solaire total supérieur à ϕ_{close} [W/m²], la protection solaire est alors fermée jusqu'à un taux f_{min} minimal permettant l'éclairage naturel de la pièce. Si le rayonnement solaire incident devient inférieur à ϕ_{open} [W/m²], la protection solaire est retirée. Les seuils d'ouverture et de fermeture sont à retrouver dans la norme *NF EN ISO 52016-1*. Dans cette étude, l'ouverture des baies n'est pas prise en compte : une méthode similaire par hystérésis impliquerait une surestimation du rafraîchissement, tandis qu'une modélisation plus fidèle du comportement des occupants serait complexe à mettre en œuvre.

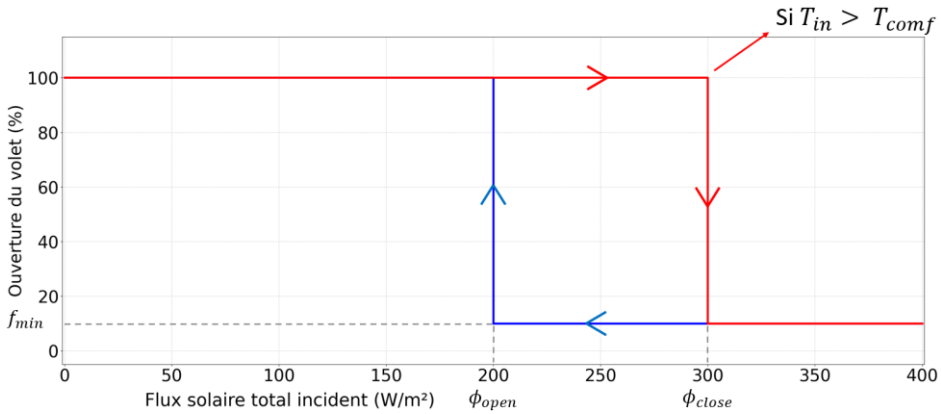


Figure 1 : Diagramme d'hystérésis du pilotage des protections solaires

2.3. CONTRIBUTION DE LA CLIMATISATION

Dans la suite de l'étude, AC désigne une configuration d'étage ou bâtiment climatisé et noAC désigne le même étage ou bâtiment non climatisé. Notons $Q_{canopy,AC}$ [W] la somme des flux thermiques dirigés vers la canopée sortant d'une enveloppe thermique climatisée avec son unité extérieure et $Q_{canopy,noAC}$ [W] la somme des flux thermiques dirigés vers la canopée sortant de la même enveloppe non climatisée. Les flux comptabilisés comme dirigés vers la canopée sont les suivants :

- $Q_{wall,ext}$ [W] le flux de convection extérieur à l'endroit des façades opaques.
- $Q_{win,ext}$ [W] le flux de convection extérieur à l'endroit des fenêtres.
- Q_{vent} [W] le flux de ventilation.
- $Q_{waste,AC}$ [W] le flux rejeté par les unités extérieures de climatisation pour la configuration AC.
- Q_{tb} [W] le flux résultant des ponts thermiques entre les zones thermiques et l'extérieur.

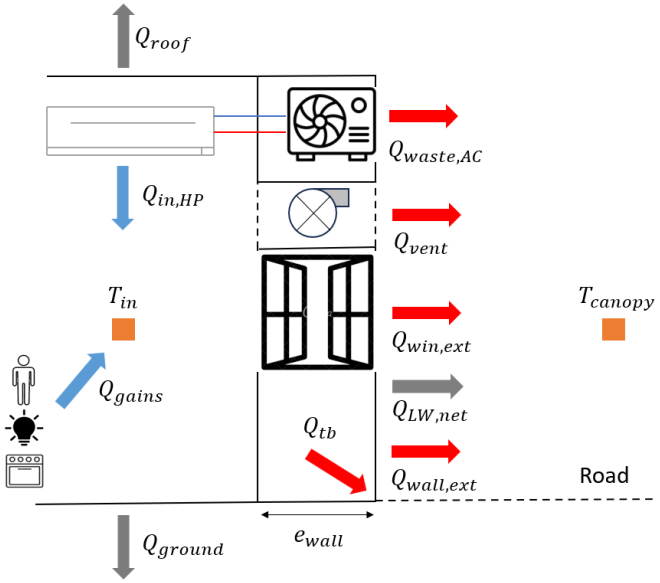


Figure 2 : Schéma des flux thermiques échangés entre un bâtiment et son environnement extérieur

Le flux convectif sortant par la toiture Q_{roof} est supposé ne pas affecter directement la canopée car son volume est contraint à la hauteur moyenne des bâtiments d'après le modèle de microclimat UWG (Bueno et al. 2013). De même, le flux radiatif de grande longueur d'onde $Q_{LW,net}$ n'est pas comptabilisé

car l'air urbain est supposé transparent. Enfin, la contribution nette de la climatisation sur la canopée urbaine est donnée par :

$$\Delta Q_{AC-noAC} = Q_{canopy,AC} - Q_{canopy,noAC}$$

On note $R_{net,AC}$ le ratio d'impact net de la climatisation.

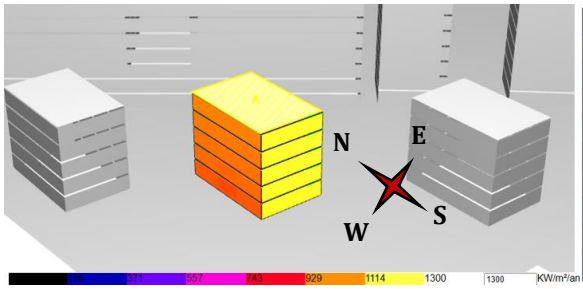
$$R_{net,AC} = \frac{\Delta Q_{AC-noAC}}{Q_{waste,AC}}$$

Ce ratio décrit le taux de chaleur rejetée par les unités extérieures qui contribue effectivement à réchauffer la canopée urbaine.

3. CAS D'ETUDE ET RESULTATS

3.1. PRESENTATION DU CAS D'ETUDE

La contribution nette de la climatisation est évaluée sur un immeuble de cinq étages dont les performances énergétiques correspondent à une construction des années 1989-2000. Une description géométrique ainsi que les performances thermiques du bâtiment sont décrites ci-dessous :



Caractéristiques morphologiques	Valeur
Dimensions au sol	18 m x 12 m
Empreinte au sol	216 m²
Hauteur	15 m
Taux de vitrage moyen	17%
Enveloppe	**U (W/m²/K)**
Mur extérieur	0,354
Plancher	0,420
Toiture	0,457
Fenêtres	2,1

Figure 3 : Description géométrique et performances énergétiques de la maquette

D'autres bâtiments font office de masques pour conserver le contexte urbain des apports solaires. L'isolation de l'enveloppe est intérieure.

Les apports internes aux zones thermiques sont tirés de la méthode Th-BCE 2020, extraite de la réglementation française. Les apports sensibles se décomposent en trois contributions principales : les occupants, les équipements et l'éclairage dont les puissances sont exprimées en [W/m² de plancher]. On représente ci-dessous les différents apports internes pour un jour de semaine (hors mercredi).

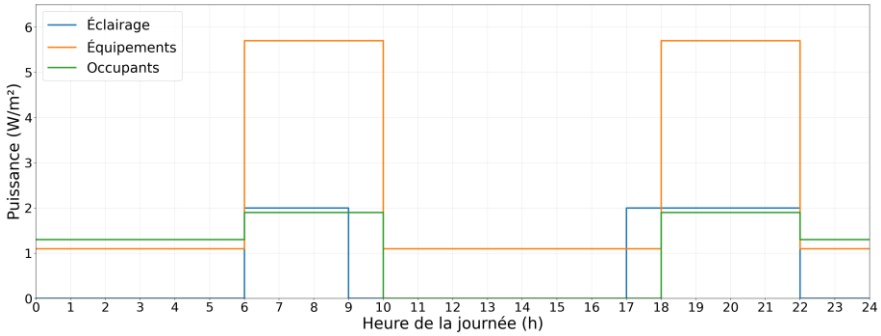


Figure 4 : Evolution des apports internes exprimés pour une journée de semaine (hors mercredi)

Le week-end et le mercredi après-midi les apports sont supposés constants et égaux à la valeur maximum de semaine.

Les températures de consigne sont également issues de la méthode Th-BCE 2020 et identiques pour toutes les zones thermiques. Le foisonnement des usages n'est pas pris en compte, en raison du faible nombre de zones thermiques considérées. On considère pour le refroidissement une température de confort en période d'occupation $T_{sp,comf} = 26°C$ et de réduit en période de non-occupation $T_{sp,red} = 30°C$ dont les périodes sont les suivantes :

Jour	Occupation	Non-occupation
Semaine hors mercredi	00h-09h & 17h-00h	09h-17h
Mercredi	00h-09h & 13h-00h	09h-13h
Week-end	00h-24h	--

Tableau 1 : Périodes d'occupation en fonction de l'heure de la semaine

Le taux de renouvellement d'air est supposé constant et égal à 0,5 volume/h.

Les conditions limites du modèle constituent un enjeu important de la simulation thermique car celles utilisées dans les simulations thermiques dynamiques réglementaires sont des mesures rurales ne prenant pas en compte l'îlot de chaleur urbain ce qui sous-estime les besoins en froid dans un logement urbain (Bourquin et al. 2024). Pour pallier cela nous avons utilisé les données open-source récoltées par la campagne de mesure PANAME (Masson et al. 2022) et plus particulièrement la station météorologique située porte de Versailles à Paris durant l'été 2023. Cette période estivale a été particulièrement chaude à Paris, la station IOT choisie a mesuré un total de 27 jours dont la température maximale dépasse 30°C avec un maximum global de 36,2°C.

3.2. RESULTATS

Une fois les scénarios et paramètres renseignés, la simulation du modèle thermique est exécutée sur l'ensemble de la période estivale du 1er juin au 15 septembre et l'on trace les résultats sur la période du 1er au 11 septembre qui correspond à la vague de chaleur la plus importante cette année. On observe d'abord les températures intérieures (avec et sans climatisation) et extérieure.

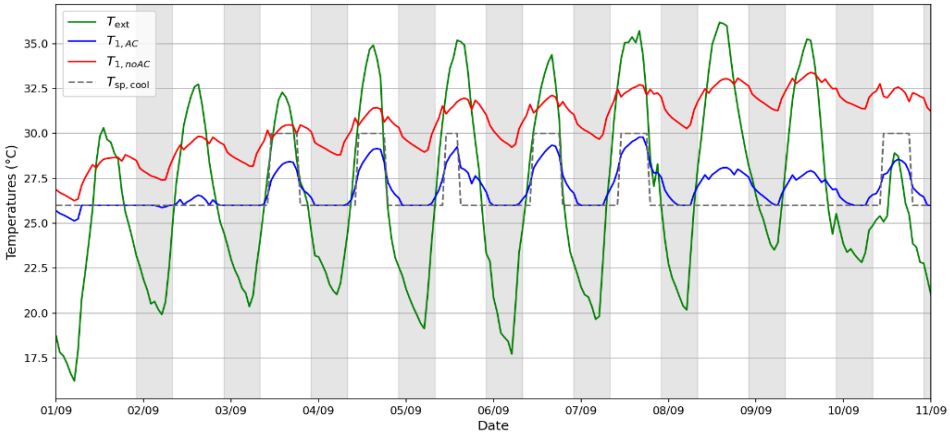


Figure 6 : Températures extérieure et intérieures dans la configuration AC et noAC durant la vague de chaleur

$T_{1,AC}$ et $T_{1,noAC}$ désignent les températures intérieures du RDC de l'immeuble dans les configurations respectivement climatisée et non climatisée. On remarque que $\max(T_{1,noAC}) = 33{,}4°C$ ce qui pourrait engendrer des problèmes de santé importants sur les occupants sans système de

refroidissement (Basu 2002). La figure 7 représente les flux relatifs à l'ensemble des PAC de l'immeuble durant cette vague de chaleur.

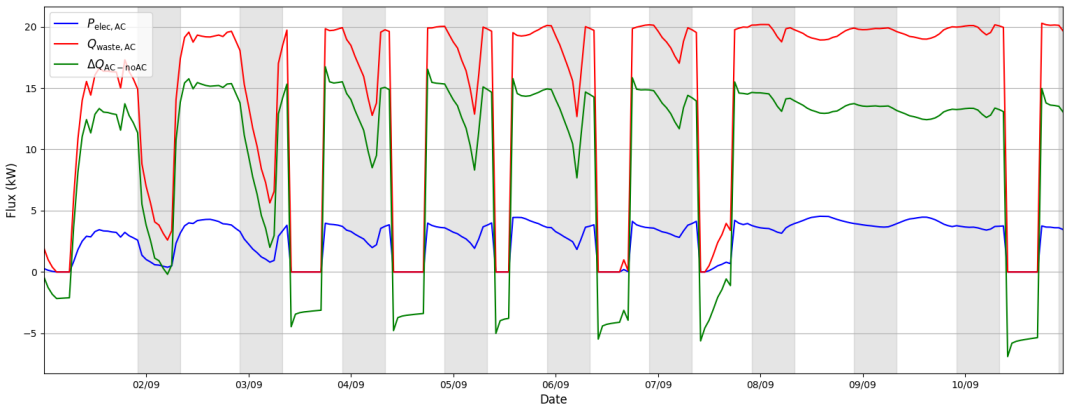


Figure 7 : Flux relatifs à l'ensemble des PAC durant la vague de chaleur

On remarque l'encadrement $P_{elec,AC} < \Delta Q_{AC-noAC} < Q_{waste,AC}$ lorsque la climatisation est active. On note que l'écart entre $\Delta Q_{AC-noAC}$ et $P_{waste,AC}$ augmente au fil des jours en raison de l'inertie au sein des parois. Le tableau 2 récapitule les différents flux intégrés durant l'ensemble de la période estivale (1er juin – 15 septembre) ou uniquement pendant la vague de chaleur (1er septembre – 11 septembre).

Période d'intégration	$E_{elec,AC}$[kWh/m²]	$Q_{waste,AC}$[kWh/m²]	$\Delta Q_{AC-noAC}$[kWh/m²]	$R_{net,AC}$
Vague de chaleur	0,68	3,60	2,40	**66,6%**
Période estivale	3,71	21,14	11,23	**53,2%**

Tableau 2 : Flux relatifs à la climatisation intégrés sur la vague de chaleur et la période estivale

Sur l'ensemble de la vague de chaleur, 66,6 % de la chaleur rejetée par les unités extérieures de climatisation contribuent effectivement au réchauffement de la canopée urbaine. Les 33,4 % restants sont soit réabsorbés par le bâtiment, soit évacués par la toiture et le plancher bas, et n'affectent donc pas directement l'air urbain selon le modèle UWG. Sur l'ensemble de la période estivale, ce ratio tombe à 53,2 %. Cette diminution s'explique par le déstockage thermique qui se produit pendant les périodes plus fraîches (voir figure 7 lorsque $\Delta Q_{AC-noAC}$ est négatif) : une fois la climatisation arrêtée, l'enveloppe extérieure du bâtiment de la configuration AC est plus froide que son équivalent noAC, ce qui conduit le bâtiment précédemment climatisé à absorber davantage de chaleur présente dans la canopée urbaine. Cet effet d'absorption compense une partie des rejets des unités extérieures et réduit ainsi la contribution nette du bâtiment au réchauffement de l'air extérieur.

4. CONCLUSION ET DISCUSSION

Cet article analyse l'impact de la climatisation sur les échanges thermiques entre un bâtiment et son environnement urbain. À l'aide de la plateforme MyBEM et des modèles de la bibliothèque BuildSysPro, nous avons déterminé le ratio d'impact net de la climatisation, qui tient compte de la réintégration par le bâtiment de la chaleur rejetée par les PAC. Ce ratio est estimé à 66,6 % lors d'une vague de chaleur intense et à 53,2 % sur l'ensemble de la saison estivale. Ces résultats démontrent qu'il est inexact d'assimiler la totalité de la puissance thermique émise par les unités extérieures à un apport anthropique, sous peine d'induire une erreur dans le bilan énergétique de la canopée urbaine.

L'étude pourrait être poursuivie en modélisant les ouvertures et fermetures de fenêtres notamment pour les logements non climatisés qui peuvent évacuer la chaleur de cette façon et donc abaisser davantage le ratio d'impact net de la climatisation. Le cas d'étude pourrait également être étendu à une maquette de quartier avec du foisonnement dans les usages et une diversité plus grande de performances d'isolation des bâtiments. Enfin un couplage complet avec un modèle de microclimat comme UWG permettrait de déterminer la contribution des systèmes de climatisation sur l'îlot de chaleur urbain selon différents paramètres comme le taux de surface climatisé, les consignes de températures des logements ou les usages de rafraîchissement des occupants.

5. BIBLIOGRAPHIE

Basu, R. 2002. « Relation between Elevated Ambient Temperature and Mortality: A Review of the Epidemiologic Evidence ». *Epidemiologic Reviews* 24 (2): 190-202.

Bouquerel, Mathias, Kevin Ruben Deutz, Benoît Charrier, et al. 2021. « Application of MyBEM, a BIM to BEM platform, to a building renovation concept with solar harvesting technologies ».

Bourquin, Léo, Mathias Bouquerel, Thierry Duforestel, Sébastien Bermes, et Emmanuel Bozonnet. 2025. « Improved urban canopy model for building energy simulation with ray tracing ».

Bourquin, Léo, Mathias Bouquerel, Thierry Duforestel, et Emmanuel Bozonnet. 2024. *Intégration d'un modèle de microclimat méso-échelle dans une plateforme d'énergétique du bâtiment à l'échelle quartier*.

Bueno, Bruno, Leslie Norford, Julia Hidalgo, et Grégoire Pigeon. 2013. « The Urban Weather Generator ». *Journal of Building Performance Simulation* 6 (4): 269-81.

CODA Stratégies, ADEME. 2021. *La climatisation dans le bâtiment*.

De Munck, Cécile, Grégoire Pigeon, Valéry Masson, et al. 2013. « How Much Can Air Conditioning Increase Air Temperatures for a City like Paris, France? » *International Journal of Climatology* 33 (1): 210-27.

Masson, Valéry, Aude Lemonsu, Pauline Martinet, et al. 2022. « Une campagne de mesures sur le climat urbain et la qualité de l'air de la région parisienne ». *La Météorologie*, nº 118: 004.

NF EN ISO 52016-1, Performance énergétiques des bâtiments — Besoins d'énergie pour le chauffage et le refroidissement, les températures intérieures et les chaleurs sensible et latente. 2017. juillet.

Oke, Timothy R. 1987. *Boundary Layer Climates*. 2nd ed. Methuen.

Plessis, Gilles, Aurelie Kaemmerlen, et Amy Lindsay. 2014. « BuildSysPro: A Modelica Library for Modelling Buildings and Energy Systems ». mars 10, 1161-69.

Salamanca, F., M. Georgescu, A. Mahalov, M. Moustaoui, et M. Wang. 2014. « Anthropogenic Heating of the Urban Environment Due to Air Conditioning ». *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 119 (10): 5949-65.

Tzempelikos, Athanassios, et Andreas K. Athienitis. 2007. « The Impact of Shading Design and Control on Building Cooling and Lighting Demand ». *Solar Energy* 81 (3): 369-82.

Unsupervised anomaly detection using autoencoder-based models for fault diagnosis in tertiary buildings

Houda Najeh [1, *] , Hamid Ben Ahmed [1], Emanuel Aldea [2], Marie Ruellan[1]

[1]IETR-UMR CNRS 6164
Centrale Supelec, Rennes Campus - 35576 Cesson Sevigné France
[2]SATIE - CNRS University of Paris-Saclay, France
[*]houda.najeh@centralesupelec.fr

ABSTRACT. The Paris Agreement, Climate Plan, RE2020 Energy Regulations, and National Low Carbon Strategy aim to reduce our greenhouse gas emissions. In the tertiary sector, the Tertiary and BACS (Building Automation and Control Systems) decrees require the widespread deployment of sensors/actuators and building management systems with the goal of gradually reducing consumption by 2050. The stated objectives are to monitor and optimize usage. This large-scale deployment will enable the implementation of comfort/energy/indoor air quality control systems, but first and foremost, it will enable the detection of "abnormal" situations. This paper first addresses the question of what constitutes a normal or abnormal operating situation. It then presents the methodology used to detect and classify such situations, based on one-minute resolution time-series data collected from various tertiary buildings with different structures and uses.
The detection is based on an auto-encoder which, allows the model to learn the normal operating patterns of the building in an unsupervised way, without prior anomaly labeling, by compressing multivariate time-series data into a latent space ; deviations from these learned patterns are then interpreted as anomalies through latent space clustering and reconstruction errors, providing improved interpretability of abnormal behaviors.
The proposed method is applied to one of the buildings at our disposal : a sports complex instrumented by a Building Management System (BMS). Initial results show that latent space clustering improves the separability between normal and abnormal behaviors, while also providing better interpretability of detected anomalies. The paper presents the methodology, the experimental results obtained on a real- world case study, and an analysis of the detected abnormal behaviors.

KEYWORDS. anomaly detection, auto-encoder, tertiary buildings

1. INTRODUCTION

The increasing digitalization of commercial buildings, supported by recent energy regulations such as the BACS tertiary decree, and the widespread deployment of Building Management Systems (BMS), has led to a significant increase in the volume of data from sensors (Van Roosmale et al., 2024). These systems enable detailed monitoring of energy consumption, thermal comfort, and indoor air quality (Adhikari et al., 2025). However, simply collecting data is not enough to guarantee optimal building operation. Automatic detection of abnormal situations is now a major challenge in order to quickly identify operational deviations, equipment malfunctions, or non-compliant uses (Vizhiyarasi et al., 2025). In this context, artificial intelligence (AI) has become an essential tool for transforming raw data from BMS into into actionable information enabling decision-making. Deep learning methods enable the automatic extraction of models from time series, making it possible to model normal operational behavior and detect anomalies without relying on manually defined rules.
Anomaly detection in BMS environments presents several specific challenges. The data is generally multivariate, highly noisy and characterized by complex temporal dynamics related to usage, weather conditions and control strategies (Tian et al., 2025). Furthermore, a building's normal behavior can evolve over time, making the use of static rules or fixed thresholds difficult (Hamdaoui et al., 2021). These constraints have fostered the emergence of machine/deep

learning methods capable of modeling normal behavior from historical data.
A major constraint affecting AI applications in general is the scarcity of labeled data. In the case of anomaly detection in smart tertiary buildings equiped with BEMS, thousands of examples of blockages, leaks and countless other malfunctions would be needed to train a classifier. Fortunately, failures are rare and seldom documented with the temporal precision required for deep learning. This strong limitation naturally motivates the use of unsupervised learning approaches, among which autoencoders (AEs) have emerged as a particularly suitable solution.
Among these approaches, autoencoders have emerged as powerful tools for anomaly detection in time series (Dissem et al., 2024; Azzalini et al., 2025; Shahid et al., 2023). By learning a compressed representation of multivariate signals, these models can efficiently reconstruct normal system behavior, while deviations from the reconstruction are interpreted as indicators of abnormal situations. This ability to learn in an unsupervised manner is particularly well-suited to the building context, where annotated data is rare, expensive to produce, and often dependent on domain expertise (Adadi, 2021).
Several studies have demonstrated the effectiveness of autoencoder-based approaches in building-related applications. For instance, Dissem et al., 2024 proposed an anomaly detection framework based on autoencoders trained on anomaly-free IoT sensor data from smart buildings, where anomalies are detected using reconstruction errors. Similarly, Azzalini et al., 2025 conducted an empirical evaluation of deep autoencoder architectures for anomaly detection in building electricity consumption datasets, showing that simpler architectures can sometimes outperform more complex ones, particularly when dealing with noisy data. Other works such as Wang et al., 2020 developed unsupervised autoencoder-based methods capable of identifying contextual anomalies in energy consumption patterns across several commercial buildings. Beyond building applications, autoencoder models have also demonstrated strong performance in industrial anomaly detection tasks, for example using variational autoencoders to detect abnormal operating conditions in multivariate sensor datasets (Dalal et al., 2026).
Despite their promising performance, current methods still have several significant limitations. Firstly, the lack of labeled data complicates the objective evaluation of models and the comparison between approaches (Zhang et al., 2025). Secondly, many models rely solely on the reconstruction error as a detection criterion, which can lead to results that are difficult to interpret. The industrial acceptability of these solutions, however, depends heavily on their ability to provide understandable and contextualized diagnoses. Finally, defining normality remains a major challenge, as it has a direct impact on the choice of decision thresholds and can significantly influence detection performance and false alarm rates.
In this context, our work proposes an anomaly detection approach based on an autoencoder combined with latent space analysis, aiming to improve both the separation between normal and abnormal behaviors and the interpretability of the results. In this work, we focus on tertiary buildings and rich dataset that combine both comfort sensor data and building management system (BMS) data, offering a more contextual perspective. This contrasts with most datasets reported in the literature, which are primarily limited to energy or comfort measurements and do not integrate building automation systems. The approach is evaluated on real-world data from a sports complex instrumented with a BMS system, illustrating its potential for operational application in real-world tertiary environments.
This paper is organized as follows. Section 2. describes the dataset used and the characteristics of the instrumented building. The proposed methodology is detailed in Section 3. Section 4. presents a case study conducted on a sport complex as well as obtained results and their analysis. Finally, Section 5. concludes this article and presents perspectives for future works.

2. DATA DESCRIPTION

The data used in this study comes from a tertiary site equipped with a BMS. To protect the confidentiality of the site and its operators, no information allowing direct identification of the building is provided. The site includes several functional areas typical of a sports complex, including a gym, a weight room, a clubhouse, and changing rooms. Two types of data were used in this work : data from the BMS and environmental comfort data. The data cover a period of one year (2025).
The dataset consists of 50 variables from various sensors and meters. Of these, 26 variables come directly from the BMS and describe the status and operation of the technical equipment. Twenty environmental comfort sensors are distributed across four zones of the building, anonymously labeled Gym_2, Gym_3, $\text{PRE}-1$, and $\text{SAL}-1$. These sensors primarily measure carbon dioxide (CO_2) concentration, air temperature, relative humidity, atmospheric pressure, and indicators of presence or occupancy. In addition, the site is equiped with electricity and gas meters. These measurements allow us to link energy consumption patterns to the building's usage and operating conditions.

3. METHODOLOGY

The diagram in Figure 1 illustrates the anomaly detection framework using an autoencoder. An autoencoder is a neural network architecture that learns to compress input data into a small latent space and then reconstruct it as accurately as possible as output. By training these models exclusively on periods of healthy operation, identifiable by the absence of labels, the network is forced to learn the internal "physics" of a building in fault-free cases. The detection mechanism then relies on the reconstruction error. Faced with an unusual situation, the autoencoder, having never learned to process this pattern, will fail to reconstruct it correctly. The gap between the actual signal and the reconstructed signal constitutes a robust and unsupervised measure of the anomaly.The different steps of the process are described below :

The first step of the framework is data processing. The autoencoder model contains three types of features : (i) sensor measurements, including 20 BMS data points with a 15-minute sampling period and 1 zone temperature variable with a 10-minute sampling period, (ii) time-encoded variables to model periodicity, and (iii) features calculated from sliding time windows to model the dynamic of signals. The time variables were encoded using sinusoidal representations to preserve the cyclic nature of these variables :

$$\text{hour}_{\sin} = \sin(2\pi\frac{h}{24}), \quad \text{hour}_{\cos} = \cos(2\pi\frac{h}{24}),$$

$$\text{month}_{\sin} = \sin(2\pi\frac{m}{12}), \quad \text{month}_{\cos} = \cos(2\pi\frac{m}{12})$$

This choice is consistent with the normalization of the input data to the interval [-1,1] and with the use of a "tanh" activation function at the autoencoder output, and is inspired by the approach proposed by Mahajan et al., 2021.

The second step of the framework is the definition of learning and training technique. The methodology relies on the use of an autoencoder, a neural network trained to reconstruct its input data as output. The model is trained exclusively on training data that are considered normal. The learning process aims to minimize the mean square error (MSE) between the inputs and the

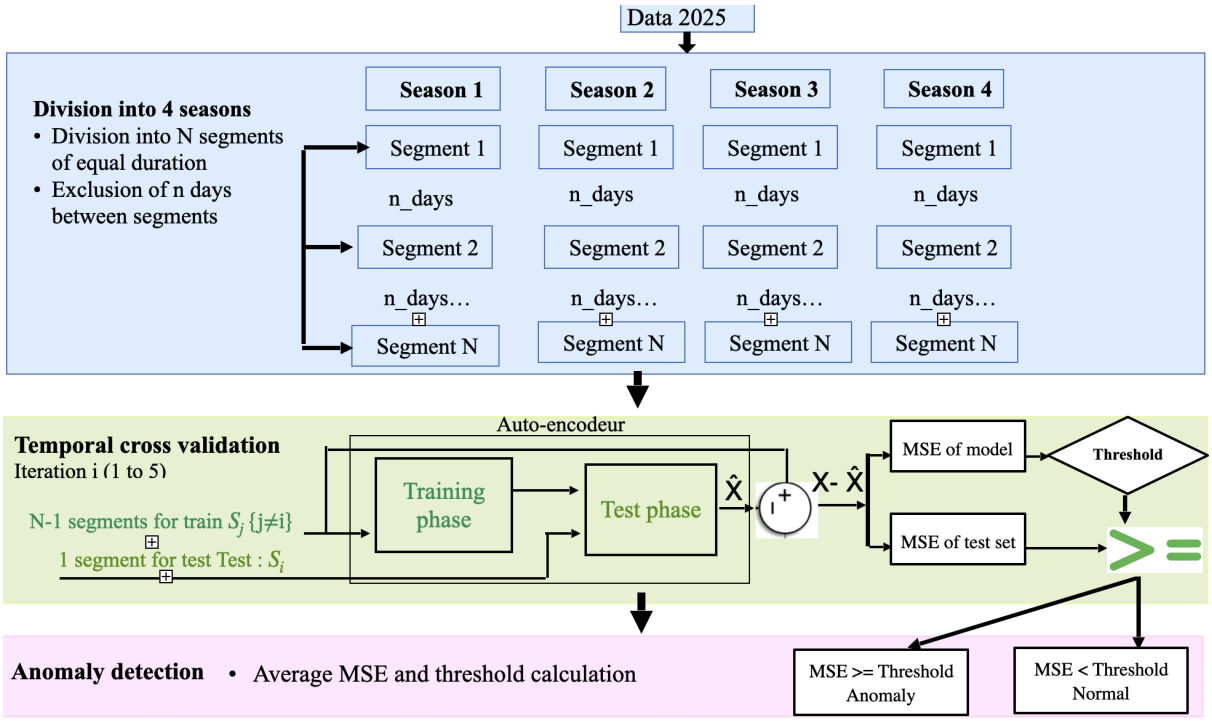


Figure 1 : Auto-encoder based framework for anomaly detection

reconstructed outputs.Specifically, the reconstruction error is quantified using a loss function $\mathcal{L}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$, which measures the difference between the input signal $\mathbf{x}$ and its reconstructed output $\hat{\mathbf{x}}$. In this work, the MSE is defined by Equation 1 :

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \hat{x}_i)^2 \tag{1}$$

where N denotes the number of features. A high reconstruction error indicates that the input pattern deviates from the learned normal behavior and is therefore likely to be anomalous. An input sample is flagged as an anomaly if its reconstruction loss exceeds a threshold ε, i.e., when $\mathcal{L} > \varepsilon$. The threshold is calculated using the three sigma method, the details of which are presented in Step 4.

The autoencoder used in this study is a fully connected neural network based on a symmetric encoder-decoder architecture. Given an input vector of dimension d, the encoder progressively reduces the data dimensionality using two hidden layers of 128 and 64 neurons, respectively, employing the ReLU activation function. The latent representation is then obtained via a bottleneck layer of 32 neurons. The decoder symmetrically replicates the encoder structure by reconstructing the input data from this latent representation, using hidden layers of 64 and 128 neurons, also activated by ReLU. To limit overfitting, a dropout regularization with a rate of 0.1 is applied after the first encoder layer and before the decoder output layer. The output layer uses the hyperbolic tangent (tanh) activation function to produce the final reconstruction. The model is trained exclusively on data considered to be normally distributed, using the Adam optimizer with a learning rate of 1e-3. The training aims to minimize the reconstruction error, measured by the mean squared error (MSE).

The data used in this study cover the entire year 2025. A seasonal time-domain cross-validation with N iterations (N = 5 in this work) is then applied. In each iteration, one segment

from each season is reserved for testing, while the remaining segments are used for training. Thus, N different models are trained. The performance of each model is evaluated on its corresponding train set using the mean squared error (MSE). It is important to note that the objective of this cross-validation procedure is not to select a single best model, but rather to obtain a reliable estimate of the average MSE across different temporal splits, providing a robust assessment of model performance. To ensure temporal independence between segments, intermediate time windows (e.g., two days) between consecutive segments are excluded and are never used for training, validation, or testing. The cross-validation strategy described above is represented by the blue block in Figure 1.

The third step of the framework is normality threshold estimation for anomaly detection. During the testing phase, the data are reconstructed by the trained autoencoder. The reconstruction error is calculated for each observation. An observation is considered abnormal when its reconstruction error exceeds a predefined normality threshold ; otherwise, it is considered normal. Two types of mean squared error (MSE) are considered in this work within the framework of the second step of the methodology, dedicated to performance evaluation and threshold calculation (represented by the green block in Figure 1). During this step, the model performance is evaluated at two levels : (i) for each model execution (i.e., each training iteration), and (ii) globally, by averaging the results obtained across all iterations. The model MSE, computed from the training data, corresponds to the average of the MSE values obtained for the different trained models. This aggregated value is then used to determine the detection threshold. The sensor MSE, computed from the test data, is subsequently compared to this threshold : when it exceeds the threshold, the observation is considered anomalous. The detection threshold is determined using the three-sigma method, based on performance obtained from training data. More precisely, it is defined as the mean squared error (MSE) increased by three times their standard deviation :

$$Th = \mu_{\text{train}} + 3\sigma_{\text{train}} \tag{2}$$

μ_{train} and σ_{train} respectively denote the mean and standard deviation of the MSEs calculated on all training models. This step is represented by the pink block in Figure 1.

4. CASE STUDY

The autoencoder is trained on sensor data for each season, using a 5-fold temporal cross-validation. To evaluate the autoencoder's anomaly detection capabilities, an artificial fault scenario was simulated. This scenario is inspired by the work of Jin et al., 2024, which proposes injecting ponctual anomaly on sensors.

In this first work, the autoencoder is trained on a period of assumed normal data, including several sensors representative of the air handling unit (AHU) behavior, as well as data from the served zones. The autoencoder thus learns the system's multivariate nominal structure by capturing the existing physical correlations between the supply air flow rate, supply air temperature, zone temperature, and temporal variables.

To evaluate the model's generalizability, a seasonal cross-validation strategy is implemented. For each fold, disjoint time segments from each season are used as the test set, while the remaining segments are used for training. The reconstruction performance is evaluated using the mean squared error (MSE), calculated on the test segments without fault injection. This reconstruction error represents the natural variability of the system under nominal operating conditions.

The sensor onto which the fault was injected was not chosen randomly. It was selected as the one least correlated with the other sensors, using the coefficient of determination R^2 to measure the strength of the relationships between the sensors. It is a statistical measure that quantifies

the proportion of the variance of a dependent variable Y that is explained by a predictive model. It is calculated using (Equation 3) :

The coefficient of determination, denoted R^2,

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{3}$$

where y_i, $\hat{y}_i$, $\bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i$ and n represent respectively the actual value of observation i, the predicted value of observation i by the model, the mean of the actual values and the total number of observations. This approach ensures that the injected fault independently affects the targeted sensor, thus minimizing the influence of the other sensors on the detected anomaly. The coefficient R^2 generally ranges from 0 to 1 : $R^2 = 0$ indicates that the model explains none of the variation in the data and $R^2 = 1$ indicates that the model perfectly explains the data.
In our study, R^2 was used to measure the degree of correlation between the different sensors. The simulation showed that the sensor `temperature_chaudiere` is the least correlated with the other sensors with an R^2= 0.0375. Therefore, an artificial fault was injected into this sensor to ensure that the anomaly detection reflects its independent behavior, minimizing the influence of other sensors.

Figure 2 shows the evolution of the autoencoder's reconstruction error (MSE) under normal conditions and in the presence of an artificially injected fault corresponding to a +10 °C increase in the boiler temperature. In subplot 1, the shaded red area corresponds to the fault injection period. During this period, the error associated with the faulty case (orange curve) increases significantly and frequently exceeds the detection threshold, reflecting a notable degradation in the model's reconstruction performance. Conversely, under normal operating conditions (blue curve), the error remains generally low and below the threshold, with the exception of a few isolated peaks. The red dots indicate the detected anomalies, distinguishing those occurring outside the injection zone (natural anomalies) from those located within the perturbed zone (anomalies induced by the fault). This distribution highlights the model's ability to correctly identify the introduced perturbations while limiting the number of false positives under normal conditions. Furthermore, the high concentration of anomalies in the injection zone confirms the sensitivity of the autoencoder to abnormal signal variations, while the overall stability outside this zone attests to the robustness of the proposed approach for anomaly detection in data from building management system sensors. In subplot 2, outside the injected fault zone (highlighted in red), the faulty-case signal overlaps with the fault-free signal, since no fault was injected in this region and the system therefore operates under fault-free conditions. Although the curve appears in orange in the figure due to the plotting configuration, it actually coincides with the blue fault-free profile outside the fault injection interval.

5. CONCLUSION

In this work, we proposed an anomaly detection approach for tertiary building, based on an autoencoder. The approach leverages three complementary types of input : features from comfort sensors, temporal features and a sliding window that incorporates recent context during training. This combination enhances the interpretability of the results. The results show that the boiler temperature remains stable during normal operation, but exhibits greater fluctuations and amplitude in the presence of faults. The evolution of the MSE clearly illustrates that the autoencoder effectively detects anomalies as soon as faults occur. A sensitivity analysis was conducted to evaluate the impact of fault amplitude on the autoencoder's anomaly

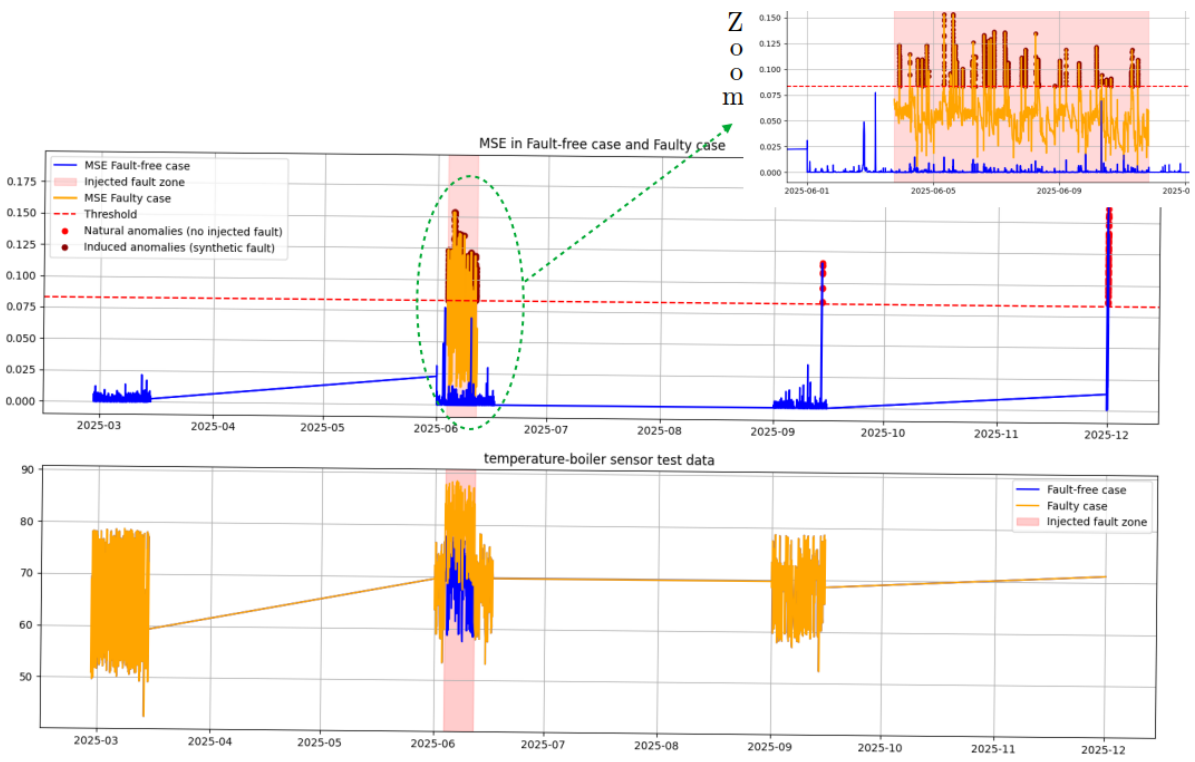


Figure 2 : *Real data in fault-free case and faulty case*

detection performance. The study shows that the autoencoder is sensitive to the amplitude of injected faults, with the reconstruction error increasing progressively with this amplitude, indicating that larger disturbances produce higher reconstruction errors. The results also reveal that anomalies become reliably detectable from an amplitude of approximately 3 units, thus confirming the ability of the proposed approach to identify faults of increasing intensity. A sensitivity analysis confirms that the MSE increases with the fault amplitude, making anomalies detectable from approximately 3 units. Furthermore, the analysis of the relationships between variables highlights the importance of correlations in the detection process. Under normal operating conditions, variables such as indoor and outdoor temperatures exhibit consistent temporal correlations that reflect the building's thermal behavior. The autoencoder implicitly learns these correlations during the reconstruction of multivariate signals. In our experiments, the injected fault was designed to affect a variable that is less correlated with the others. This perturbation alters the expected relationships between the variables and leads to an increase in reconstruction error. Consequently, the autoencoder is able to detect anomalies not only from abnormal values but also from the perturbation of learned correlations between key variables such as indoor and outdoor temperatures. Future directions include latent space clustering to identify anomalies far from normal clusters and extending this methodology to other types of tertiary buildings.

6. ACKNOWLEDGMENT

This article uses ongoing work within the framework of the IAGTB4o project supported by the Brittany Region

BIBLIOGRAPHIE

Adadi, A. (2021). A survey on data-efficient algorithms in big data era. *Journal of Big Data*, 8(1) :24.

Adhikari, S., Nguyen, T. D., and Silverman, E. (2025). A review of smart building energy management systems (bems) to enhance building sustainability. *Proceedings of Associated Schools of Con*, 6 :342–351.

Azzalini, D., Flammini, B., Emanuele, C. A., Guadagno, A., Ragaini, E., and Amigoni, F. (2025). An empirical evaluation of deep autoencoders for anomaly detection in the electricity consumption of buildings. *Energy and Buildings*, 327 :115069.

Dalal, S., Lilhore, U. K., Simaiya, S., Prakash, D., Yadav, S., Kumar, K., and Kaushik, A. (2026). Genad-sm : optimized transformer-vae model for precision anomaly detection for smart manufacturing in industry 5.0. *Journal of Intelligent Manufacturing*, pages 1–21.

Dissem, M., Amayri, M., and Bouguila, N. (2024). Neural architecture search for anomaly detection in time-series data of smart buildings : A reinforcement learning approach for optimal autoencoder design. *IEEE Internet of Things Journal*, 11(10) :18059–18073.

Hamdaoui, M.-A., Benzaama, M.-H., El Mendili, Y., and Chateigner, D. (2021). A review on physical and data-driven modeling of buildings hygrothermal behavior : Models, approaches and simulation tools. *Energy and Buildings*, 251 :111343.

Jin, S., Jang, A., Lee, D., Kim, S., Shin, M., and Do, S. L. (2024). Development of virtual sensor based on lstm-autoencoder to detect faults in supply chilled water temperature sensor. *Applied Sciences*, 14(3) :1113.

Mahajan, T., Singh, G., Bruns, G., Bruns, G., Mahajan, T., and Singh, G. (2021). An experimental assessment of treatments for cyclical data. In *Proceedings of the 2021 computer science conference for csu undergraduates, virtual*, volume 6, page 22.

Shahid, Z. K., Saguna, S., and Åhlund, C. (2023). Autoencoders for anomaly detection in electricity and district heating consumption : A case study in school buildings in sweden. In *2023 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2023 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe)*, pages 1–8. IEEE.

Tian, C., Yan, A., Zhang, H., Li, M., and Liu, Q. (2025). A feedback-driven preprocessing and multi-scale deep learning model for short-term building energy consumption prediction. *Journal of Building Engineering*, page 113750.

Van Roosmale, S., Hellinckx, P., Meysman, J., Verbeke, S., and Audenaert, A. (2024). Building automation and control systems for office buildings : Technical insights for effective facility management-a literature review. *Journal of Building Engineering*, 97 :110943.

Vizhiyarasi, S., Lakshmipriya, K., Hariharasudhan, K., Velmurugan, S., et al. (2025). Machine learning-driven building energy management system (bems) with iot sensors. In *2025 11th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES)*, pages 670–675. IEEE.

Wang, L., Turowski, M., Zhang, M., Riedel, T., Beigl, M., Mikut, R., and Hagenmeyer, V. (2020). Point and contextual anomaly detection in building load profiles of a university campus. In *2020 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT-Europe)*, pages 11–15. IEEE.

Zhang, Y., Zhao, H., and Long, Y. (2025). Cmab : A multi-attribute building dataset of china. *Scientific Data*, 12(1) :430.

Caractérisation de la teneur en eau d'échantillons de terre crue par méthode hyperfréquence en espace libre.

Aïssata Ndiadé[*1,2], Cédric Bermond[3], Lucile Soudani[1], Monika Woloszyn[2], Géraldine Garnier[1], Anne-Laure Perrier[2].

[1] Centre Scientifique et Technique du bâtiment (CSTB)
24 rue Joseph Fourier, 38400 Saint-Martin-d'Hères, France
[2] Laboratoire procédés énergie bâtiment
7300 Bourget du lac, Université Savoie Mont Blanc
[3] Univ. Grenoble Alpes, Univ. Savoie Mont Blanc, CNRS, Grenoble INP, CROMA, 38000 Grenoble, France
*** aissata.ndiade@cstb.fr**

RÉSUMÉ : La terre crue, matériau utilisé depuis l'Antiquité, a l'avantage d'être naturelle et respectueuse de l'environnement. De ce fait, elle gagne à nouveau en popularité, étant une alternative prometteuse au béton. Composée principalement d'argiles, ses propriétés thermiques et mécaniques sont très impactées par la présence d'humidité. C'est pourquoi il est primordial de pouvoir quantifier précisément son état hydrique. Cet article présente un banc d'essai dans le domaine des hyperfréquences permettant d'extraire la permittivité complexe d'un matériau en fonction de sa teneur en eau. Cette expérimentation est réalisée en utilisant une technique de mesure hyperfréquence appelée "méthode en espace libre", qui a l'avantage d'être non destructive. Cette méthode, constituée d'un VNA (Vector Network Analyser) et de deux antennes, repose sur la mesure de la transmission et de la réflexion d'ondes électromagnétiques à travers un matériau (mesure des paramètres S). Une extraction permet ensuite d'accéder à la valeur de la permittivité diélectrique complexe du matériau sur une large bande de fréquences. La forte permittivité de l'eau modifie celle du matériau lorsqu'il est humide. Un suivi de masse est donc nécessaire pour relier sa permittivité complexe à sa teneur en eau. Des mesures ont été effectuées sur différents échantillons de pisé, une forme de mise en œuvre de la terre crue, dans une bande de fréquences allant de 8 GHz à 14 GHz. Les échantillons ont été mesurés sur une large plage de teneurs en eau et les résultats ont été comparés à des modèles issus de la littérature pour décrire l'évolution de la permittivité complexe en fonction de la teneur en eau.

MOTS-CLÉS : mesures expérimentales, humidité, teneur en eau, permittivité, hyperfréquences, espace libre, mesure non destructive, pisé.

1. INTRODUCTION

Les matériaux de construction peu transformés contribuent à la réduction de l'énergie grise liée à leur extraction, à leur mise en œuvre et à leur recyclage (Chabriac 2014),(Giuffrida et al. 2019). Selon (Morel et al. 2001), le recours à des matériaux locaux permet de diviser par trois cette consommation énergétique. La réduction de cette dernière constitue un enjeu majeur, auquel les constructions en terre crue peuvent répondre grâce à leur faible impact environnemental et à l'utilisation d'un matériau local peu énergivore(Chabriac 2014).

Selon sa composition, la terre crue peut être mise en œuvre sous différentes formes : adobe, torchis, BTC (blocs de terre comprimée), ou encore en pisé (Giuffrida et al. 2019),(Soudani 2016). Aujourd'hui, la science des matériaux a fortement amélioré l'ingénierie des sols pour la construction en terre, notamment pour le pisé, en s'appuyant sur des méthodes issues d'autres disciplines telles que la géotechnique, la mécanique des structures et la physique appliquée, afin de caractériser, d'optimiser et d'évaluer leurs performances mécaniques, physiques et thermiques (Giuffrida et al. 2019). Par conséquent, ces dernières années, le pisé a connu un regain d'intérêt dans les pays industrialisés. Particuliers et artisans s'attachent ainsi à (re)découvrir ce matériau de construction (Chabriac 2014),(Arrigoni et al. 2017).

Du fait de la réintégration du pisé dans le domaine du bâtiment, il est important de prendre en compte sa mise en œuvre ainsi que les problèmes susceptibles d'apparaître, notamment vis-à-vis de l'humidité. La complexité du pisé tient de l'hétérogénéité naturelle de la terre utilisée. En effet, ses performances dépendent notamment de la granulométrie, de la nature des argiles et de la porosité. De même, les transferts d'humidité en son sein sont nombreux et complexes, et les variations de teneur en eau influencent fortement ses comportements mécanique et hygrothermique (Losini et al. 2023). Ainsi, pour essayer de quantifier cette teneur en eau, plusieurs études, se basant sur la relation entre la permittivité diélectrique et la teneur en eau, ont été menées : les méthodes dites TDR (Time Domain Reflectometry), Ground-penetrating radar (GPR), capacitives et la caractérisation en espace libre (Chabriac 2014),(Van Dam 2014). Cette dernière est une méthode qui consiste à placer un échantillon d'épaisseur connue entre deux éléments rayonnants, tels que des antennes (Gonçalves et al. 2018). En fonction de sa permittivité diélectrique complexe, l'échantillon réfléchit, atténue et transmet une partie de l'onde incidente. Notre étude, développée ci-dessous, consistera à utiliser cette caractérisation dans le domaine des hyperfréquences pour extraire la permittivité complexe de nos échantillons de pisé, en fonction de la teneur en eau, puis à les comparer à des modèles théoriques issus de la littérature.

Pour mener cette étude, nous présenterons tout d'abord une revue bibliographique portant sur certaines méthodes théoriques existantes. Nous décrirons ensuite le dispositif expérimental ainsi que les matériaux utilisés, avant de préciser la méthode d'extraction retenue et de conclure par l'analyse des résultats.

2. REVUE BIBLIOGRAPHIQUE

Les propriétés électromagnétiques, notamment la conductivité électrique et la permittivité diélectrique, sont très sensibles à l'eau. Cette influence, identifiée dès 1933 par SmithRose, a depuis été confirmée par de nombreuses études (e.g.(Tabbagh et al. 2004)). La permittivité diélectrique est une grandeur complexe, composée d'une partie réelle et d'une partie imaginaire, définie par $\varepsilon^* = \varepsilon_r - j\varepsilon''$ (Gaudu et al. 1993). La partie réelle (ε_r) est exprimée sous forme de permittivité relative (constante diélectrique ou permittivité apparente diélectrique) par rapport au vide. La permittivité relative dépend de la fréquence et diminue lorsque celle-ci augmente (Van Dam 2014). La partie imaginaire (ε'') représente les pertes d'énergies dues à la polarisation. En guise de définition, la permittivité diélectrique caractérise la capacité d'un matériau à se polariser sous l'action d'un champ électrique externe et constitue le paramètre clé utilisé par les géoradars (GPR, Ground Penetrating Radar). À 20 °C, l'eau pure liquide possède une permittivité relative de l'ordre de 80 (Lide 2001) nettement supérieure à celle de nombreux matériaux poreux, qui peut être de l'ordre de 14 (Chabriac 2014) pour les minéraux

argileux. Par conséquent, la mesure de la permittivité permet d'estimer la teneur en eau, car toute variation de cette dernière se traduit généralement par une variation sensible de la permittivité apparente du milieu.

Ainsi, plusieurs modèles théoriques ont été proposés afin d'établir des relations empiriques entre la permittivité diélectrique et la teneur en eau pour un type de sol donné. Toutefois, ces relations ne sont valables que pour certains sols, en particulier lorsque leur composition, et donc leur comportement, sont proches de celui des milieux ayant servi à l'étalonnage (Zakri 1997). Le Tableau 1 liste différents modèles reliant la permittivité diélectrique d'un sol à sa teneur en eau.

Tableau 1: Modèles empiriques de la littérature

Références	Equations	Type de matériau	Limites
(Topp et al. 1980), (Fen-Chong et al. 2004)	$\varepsilon_r = 3.03 + 9.3\theta + 146.0\theta^2 - 76.7\theta^3 \pm 1.1$	Sols minéraux avec traces organiques, sables, argiles +eau	Ne tient pas compte de la densité, de la minéralogie et de la température
Liechtenecker (Leao et al. 2015)	$\varepsilon_{r_b}^{\alpha} = \theta\varepsilon_{water}^{\alpha} + (1-\delta)\varepsilon_{solid}^{\alpha} + (\delta-\theta)\varepsilon_{air}^{\alpha}$	Matériaux poreux saturés partiellement avec une seule phase liquide	La relation dépend de la valeur de α, souvent disponible dans la littérature, mais pas pour tous les matériaux
(Dobson et al. 1985) (Van Dam 2014)	$\varepsilon_r = \left[1 + \frac{\rho_b}{\rho_s}(\varepsilon_s^{\alpha} - 1) + \theta^{\beta'}\varepsilon_{fw}'^{\alpha} - \theta\right]^{\frac{1}{\alpha}}$ $\varepsilon'' = \left[\theta^{\beta''}\varepsilon_{fw}''^{\alpha}\right]^{\frac{1}{\alpha}}$ Avec : $\varepsilon_s = (1.01 + 0.44\rho_s)^2 - 0.062$ $\varepsilon_{fw}' = \varepsilon_w + \frac{\varepsilon_{w0} - \varepsilon_w}{1 + (2\pi f\tau_w)^2}$ $\varepsilon_{fw}'' = \frac{2\pi f\tau_w(\varepsilon_{w0} - \varepsilon_w)}{1 + (2\pi f\tau_w)^2} + \frac{\sigma_w}{2\pi\varepsilon_0 f}$ $\beta' = (127.48 - 0.519S - 0.512C)/100$ $\beta'' = (1.33797 - 0.603S - 0.166C)/100$	Sols divers + eau	La relation dépend de la valeur de α, souvent disponible dans la littérature, mais pas pour tous les matériaux
(Malicki et al. 1996), (Zakri 1997)	$\sqrt{\varepsilon_r} = 0.819 + 0.168\rho + 0.159\rho^2 + 7.17\theta + 1.180\theta\rho$	Sols divers + eau	Valable uniquement à une température donnée

ε_r : Permittivité relative

ε'' : Partie imaginaire (perte d'énergie)

ε_0 : Permittivité diélectrique du vide égal à $8{,}854.10^{-12}$F.m^{-1}

ε_{w0} : Permittivité relative de l'eau (ε_{w0}= 80 , à 20°C).

ε_w : Limite à haute fréquence de la permittivité relative de l'eau = 4.9

θ : Teneur en eau volumique (m^3.m^{-3})

δ : Porosité (m^3.m^{-3})

ρ : Masse volumique apparente (g/cm^3)

ρ_b : Masse volumique sèche apparente (g/cm^3)

ρ_s : Masse volumique des solides (g/cm^3)

f : Fréquence en (Hz)

τ_w : Temps de relaxation de l'eau (ps)

σ_w : Conductivité effective de l'eau (S/m^{-1})

α : Coefficient d'atténuation ou d'ajustement
C : Fraction d'argile (%)
S : Fraction de sable (%)

Parmi les relations empiriques proposées, le modèle de Topp, fondé sur une loi polynomiale, est l'un des plus utilisés. Cependant, comme d'autres relations de ce type, il ne prend pas en compte l'effet de paramètres tels que la densité, la minéralogie ou la température (Zakri 1997). Proposé dès 1980 dans l'objectif d'obtenir une équation d'étalonnage universelle pour les mesures en TDR, le modèle de Topp demeure malgré tout employé aujourd'hui, au moins en première approximation (Chabriac 2014). À noter que ces modèles sont généralement appliqués aux sols naturels. Néanmoins, nous proposons de les utiliser comme base théorique afin de comparer les mesures expérimentales de la permittivité diélectrique de nos échantillons en fonction de leur teneur en eau aux prédictions issues de ces modèles.

3. DISPOSITIF EXPERIMENTAL ET MATERIAUX

3.1. DISPOSITIF EXPERIMENTAL

Dans le domaine de l'électronique rapide, on considère des fréquences supérieures à la centaine de MHz. On entre alors dans le domaine des micro-ondes qui s'étend de quelques centaines de MHz à quelques centaines de GHz (10^9 Hz). Le terme « micro-ondes » ou « hyperfréquences » désigne plus précisément des ondes électromagnétiques de longueurs d'onde comprises entre 1 cm et 1 m dans l'air, soit des fréquences situées entre 300 MHz et 300 GHz (Ferrari 2026).

Notre banc d'essai en laboratoire (Tableau 2) a été conçu en utilisant la caractérisation en espace libre dans le domaine des hyperfréquences pour suivre l'évolution de la permittivité de différents échantillons de pisé au cours de leur séchage. Cette technique est non destructive et sans contact. Le dispositif expérimental se compose :

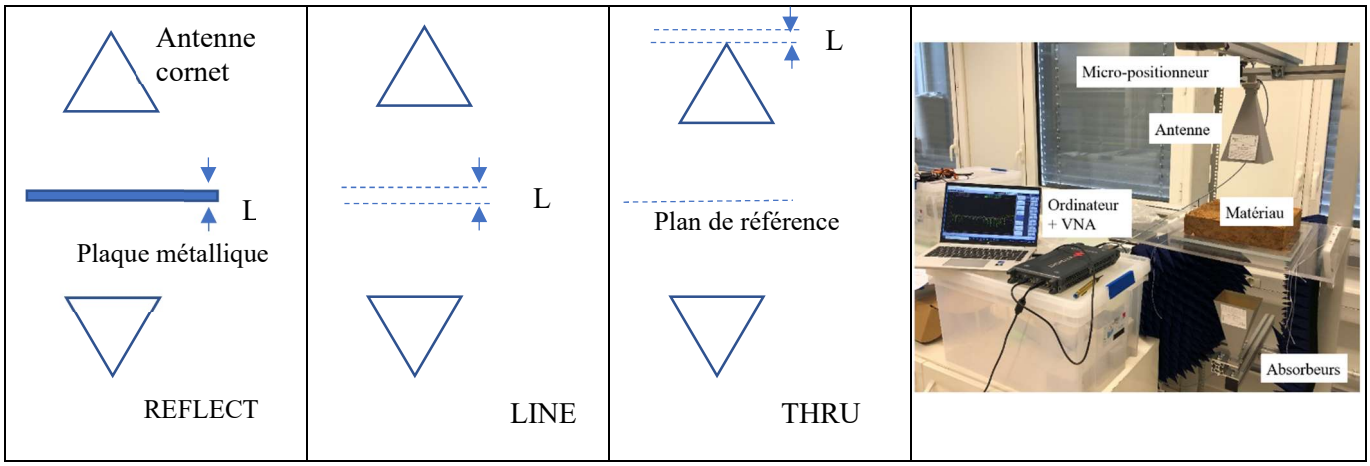
- Deux antennes cornets, de directivité 20 dB, fonctionnant dans la bande 8–14 GHz. Ce choix constitue un bon compromis permettant au faisceau issu des antennes d'assurer une forte directivité en onde plane sur l'échantillon tout en limitant les réflexions latérales;
- De supports métalliques recouverts d'absorbeurs afin de minimiser les ondes stationnaires parasites dues aux réflexions ;
- D'un VNA deux ports (Keysight P9373A) qui réalise un balayage fréquentiel en ondes sinusoïdales et permet de mesurer les paramètres S (signaux réfléchis (S11 et S22) et signaux transmis (S21 et S12). Ces paramètres fournissent des informations sur l'amplitude et la phase des ondes réfléchies et transmises. Le VNA présente également une sensibilité élevée, avec une dynamique typique pouvant atteindre 80 dB, supérieure à celle d'un GPR (Ground Penetrating Radar) dans une configuration comparable ;
- D'un micro-positionneur pour ajuster précisément la distance inter-antennes et assurer la répétabilité.
- D'un support, entre les deux antennes, sur lequel est positionné le matériau ;

Avant chaque série de mesures, le banc nécessite un calibrage afin de positionner le plan de référence des mesures à un point précis entre les antennes. La calibration Thru–Reflect–Line (TRL) (Tableau 2) a été choisie pour ce banc car elle convient particulièrement aux mesures en espace libre. La procédure TRL repose sur l'utilisation de trois étalons :

- *Reflect*: une plaque métallique, d'épaisseur 1 mm, placée entre les antennes. Elle permet de définir le plan de référence par réflexion quasi totale.
- *Line*: obtenu en retirant la plaque métallique sans déplacer les antennes, introduisant une différence de phase contrôlée.
- *Thru*: réalisé en avançant l'une des antennes d'une distance correspondant à l'épaisseur de l'étalon *Reflect*.

La différence de longueur entre *Thru* et *Line* est choisie de manière à éviter un déphasage de 180° à la fréquence maximale (14 GHz), afin d'assurer la stabilité du calibrage.

Tableau 2: Calibration et dispositif expérimental



Après la phase de calibration, les mesures ont été réalisées en plaçant successivement chaque matériau sur le support du dispositif de mesure. Le VNA (Vector Network Analyzer) enregistre alors, pour chaque échantillon, les paramètres de diffusion (paramètres S). Les données ainsi obtenues font ensuite l'objet d'un post-traitement visant à déterminer la permittivité complexe en fonction de la fréquence. Pour cette étape, nous avons utilisé la méthode de Nicolson–Ross–Weir (NRW), telle que reprise et appliquée par Gonçalves (Nicolson et al. 1970), (Gonçalves et al. 2018).

Les résultats ont été obtenus, d'une part, en mesurant la permittivité complexe à l'aide de notre dispositif expérimental et, d'autre part, en déterminant la teneur en eau par méthode gravimétrique, pour différents temps de séchage des échantillons. À l'issue de ces mesures, une courbe reliant la permittivité à la teneur en eau est établie ; celle-ci est ensuite comparée aux modèles empiriques sélectionnés dans la littérature.

3.2. MATERIAUX

La taille des échantillons a été définie de manière à concilier plusieurs contraintes expérimentales : limiter leur masse à 15 kg afin de faciliter la manipulation lors des pesées successives, disposer de dimensions suffisantes pour être entièrement couvertes par le spot de l'antenne hyperfréquence, tout en restant compatibles avec un séchage en four. Ainsi, la taille des échantillons a été limitée à 30 cm × 30 cm, avec des épaisseurs d'environ 7 cm.

Les échantillons ont été préparés à partir de deux terres distinctes, excavées en région Auvergne-Rhône-Alpes. Les caractéristiques de ces deux terres sont présentées dans le Tableau 3.

Tableau 3: Echantillons

	Masse vol. apparente ρ (g/cm³)	**Masse vol. sèche ρ_b (g/cm³)**	**Sable (%)**	**Argile (%)**	**δ (porosité)**
Ech. 1	2.65	1.783	41	12	0.33
Ech. 2	2.65	1.995	28	12	0.25

4. RESULTATS

Notre post-traitement nous permet d'avoir les parties réelle et imaginaire de la permittivité complexe du matériau humide. Par ailleurs, les modèles empiriques ne permettent généralement de déterminer que la partie réelle de la permittivité, à l'exception du modèle de Dobson.

Les courbes suivantes représentent les parties réelle et imaginaire de la permittivité complexe du matériau en fonction de la teneur en eau de nos échantillons, ainsi qu'une comparaison avec les valeurs obtenues à l'aide de modèles empiriques.

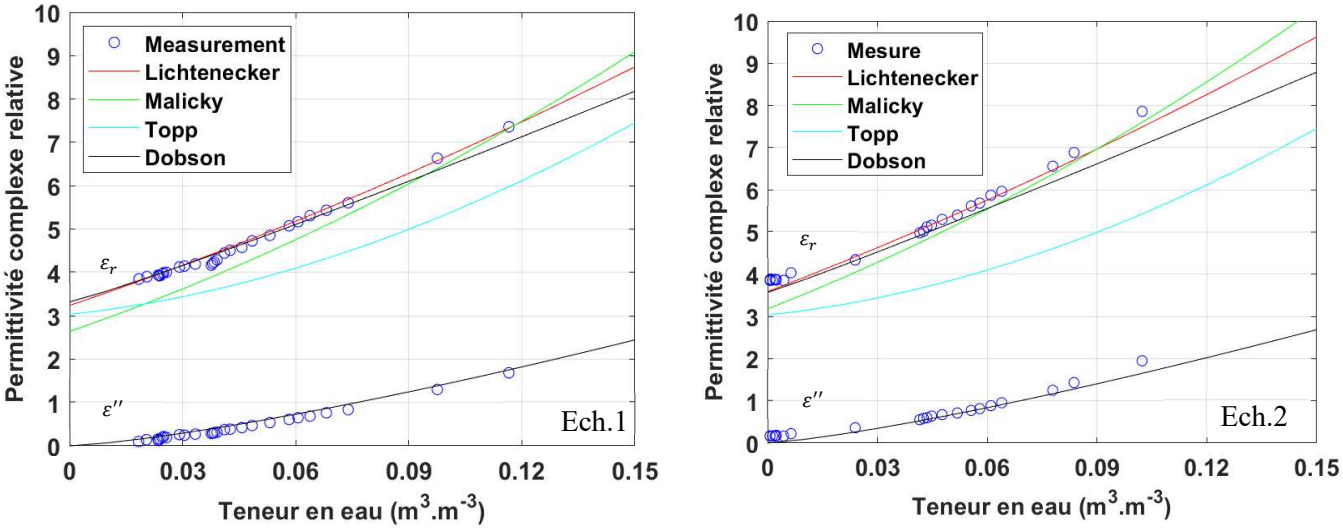


Figure 1: Extraction à 10 GHz de la permittivité complexe relative en fonction de la teneur en eau pour les deux échantillons de pisé

Sur la figure 1, nous constatons que le modèle de Topp, utilisé pour décrire la partie réelle de la permittivité complexe, présente des écarts importants par rapport aux mesures obtenues sur nos matériaux. Cette différence s'explique principalement par son domaine de validité, limité à des fréquences allant jusqu'à environ 1 GHz (Van Dam 2014), alors que l'extraction de nos valeurs a été réalisée à une fréquence plus élevée (10 GHz).

Pour le modèle de Lichtenecker, nous avons retenu un paramètre d'ajustement α = 0,6 pour les deux échantillons étudiés. Avec ce choix, les résultats sont globalement satisfaisants, la courbe restant proche des données expérimentales.

Concernant le modèle de Dobson, la valeur α = 0,8 a été utilisée. Ce modèle montre également un bon accord avec les résultats expérimentaux, aussi bien pour la partie réelle que pour la partie imaginaire de la permittivité complexe.

Le modèle de Malicky permet de retrouver la tendance générale, mais il sous-estime systématiquement les valeurs par rapport aux mesures.

Enfin, même si le modèle de Dobson est plus complet, le modèle de Lichtenecker, plus simple, fournit dans notre cas une approximation très proche de la courbe mesurée. Ainsi, grâce à la fixation des coefficients α (Lichtenecker et Dobson), ces deux modèles peuvent être utilisés pour estimer la teneur en eau de matériaux typiques de pisé, à partir de la permittivité complexe mesurée en espace libre.

5. CONCLUSION :

Ces résultats indiquent que les modèles de Lichtenecker et de Dobson sont les plus adaptés à ce type de sols. Les valeurs retenues, $\alpha = 0{,}6$ pour le modèle de Lichtenecker et $\alpha = 0{,}8$ pour le modèle de Dobson, permettent d'estimer une teneur en eau en accord avec les mesures expérimentales.

Dans la continuité de cette étude, nous envisageons d'appliquer ces valeurs à des murs en pisé afin de mettre en place un suivi temporel (monitoring) avec le même dispositif. Le principe consiste à extraire régulièrement la permittivité à partir du dispositif, puis à utiliser les valeurs de α retenues pour ce matériau afin d'en déduire la teneur en eau à chaque instant.

6. BIBLIOGRAPHIE

Arrigoni, Alessandro, Anne-Cécile Grillet, Renato Pelosato, et al. 2017. « Reduction of rammed earth's hygroscopic performance under stabilisation: an experimental investigation ». *Building and Environment* 115 (avril): 358-67. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.01.034.

Chabriac, Pierre-Antoine. 2014. « Mesure du comportement hygrothermique du pisé ». nº 2014ENTP0007. Theses, École Nationale des Travaux Publics de l'État [ENTPE]. https://hal.science/tel-01413611.

Dobson, Myron, Fawwaz Ulaby, Martti Hallikainen, et Mohamed El-Rayes. 1985. « Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part II: Dielectric Mixing Models ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* GE-23 (février): 35-46. https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289498.

Fen-Chong, Teddy, Antonin Fabbri, Jean-Pierre Guilbaud, et Olivier Coussy. 2004. « Determination of liquid water content and dielectric constant in porous media by the capacitive method ». *Comptes Rendus Mécanique* 332 (8): 639-45. https://doi.org/10.1016/j.crme.2004.02.028.

Ferrari, Philippe. 2026. *Université Joseph Fourier Master 1 Electronique & Telecom électronique des radiofréquences et des hyperfréquences*.

Gaudu, Jc, Jm Mathieu, Jc Fumanal, et al. 1993. « Mesure de l'humidité des sols par une méthode capacitive : analyse des facteurs influençant la mesure ». *Agronomie* 13 (1): 57-73. https://doi.org/10.1051/agro:19930105.

Giuffrida, Giada, Rosa Caponetto, et Massimo Cuomo. 2019. « An overview on contemporary rammed earth buildings: technological advances in production, construction and material characterization ». *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 296 (juillet): 012018. https://doi.org/10.1088/1755-1315/296/1/012018.

Gonçalves, Fábio Júlio F., Alfred G. M. Pinto, Renato C. Mesquita, Elson J. Silva, et Adriana Brancaccio. 2018. « Free-Space Materials Characterization by Reflection and Transmission Measurements Using Frequency-by-Frequency and Multi-Frequency Algorithms ». *Electronics* 7 (10): 260. https://doi.org/10.3390/electronics7100260.

Leao et al. 2015. « (PDF) Evaluation of Lichtenecker's Mixing Model for Predicting Effective Permittivitty of Soils at 50 MHz ». *ResearchGate*, publication en ligne anticipée. https://doi.org/10.13031/trans.58.10720.

Lide, David R. 2001. *CRC Handbook of Chemistry and Physics, 82nd Edition*. 82Rev Ed edition. Chapman & Hall/CRC.

Losini et al. 2023. « (PDF) Hygrothermal Characterization of Rammed Earth According to Humidity Variations ». *ResearchGate*, publication en ligne anticipée. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338223004.

Malicky, M. a., R. Plagge, et C. h. Roth. 1996. « Improving the Calibration of Dielectric TDR Soil Moisture Determination Taking into Account the Solid Soil ». *European Journal of Soil Science* 47 (3): 357-66. https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1996.tb01409.x.

Morel, J. C., A. Mesbah, M. Oggero, et P. Walker. 2001. « Building houses with local materials: means to drastically reduce the environmental impact of construction ». *Building and Environment* 36 (10): 1119-26. https://doi.org/10.1016/S0360-1323(00)00054-8.

Nicolson et al. 1970. « Material Properties Measurement via Time-Domain Techniques ». Studylib.Net. https://studylib.net/doc/18665567/measurement-of-the-intrinsic-properties-of.

Soudani, Laurence. 2016. *Modelling and experimental validation of the hygrothermal performances of earth as a building material*.

Tabbagh et al. 2004. « (PDF) Modeling of the Relationship between Relative Dielectric Permittivity and Water Content of Soils ». ResearchGate. https://www.researchgate.net/publication/253556128_Modeling_of_the_relationship_between_relative_dielectric_permittivity_and_water_content_of_soils.

Topp, G. C., J. L. Davis, et A. P. Annan. 1980. « Electromagnetic Determination of Soil Water Content: Measurements in Coaxial Transmission Lines ». *Water Resources Research* 16 (3): 574-82. https://doi.org/10.1029/WR016i003p00574.

Van Dam, REMKE L. 2014. « (PDF) Calibration Functions for Estimating Soil Moisture from GPR Dielectric Constant Measurements ». *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/publication/263749513_Calibration_Functions_for_Estimating_Soil_Moisture_from_GPR_Dielectric_Constant_Measurements.

Zakri. 1997. « Thèse : Propriétés diélectriques des matériaux poreux et teneur en eau ». studylibfr.com. https://studylibfr.com/doc/10068028/thèses-de-doctorat-zakri-t-1997.

Modélisation du comportement thermo-aéraulique de deux écoles françaises en vagues de chaleur

Mona Noroozi[1]*, Anaïs Emery[1,2], Nolwenn Hurel[2], Monika Woloszyn[1], Bassam Moujalled[2]

[1]**Université Savoie Mont Blanc, CNRS, LOCIE, Solar Academy, 73000, Chambéry, France**
[2]**Cerema, équipe de recherche BPE, 46 rue St Théobald, 38080, L'Isle d'Abeau, France**
***mona.noroozi@univ-smb.fr**

RESUME. À cause du changement climatique, les vagues de chaleur estivales s'intensifient et sont plus fréquentes. Les écoles sont souvent densément occupées et sans aération nocturne. Ainsi, elles sont fortement exposées à ce stress thermique qui impacte la santé et les fonctions cognitives des élèves. Cette étude teste deux stratégies de modélisation différentes pour évaluer leur capacité à simuler le comportement thermo-aéraulique des bâtiments Deux logiciels distincts sont utilisés : DesignBuilder-EnergyPlus pour l'école A et CONTAM-TRNSYS pour l'école B. La calibration est effectuée sur la température moyenne de l'air par zone, avec un RMSE de 0,72°C et un NMBE de −0,67% pour l'école A, et un RMSE de 0,53°C et un NMBE de 0,02% pour l'école B. Les résultats montrent que, malgré des architectures logicielles différentes, les deux approches convergent vers des conclusions cohérentes et fiables pour simuler le comportement thermique des écoles en période de vague de chaleur.

MOTS-CLÉS : Confort thermique dans les écoles, vague de chaleur, modèles numériques

ABSTRACT. Due to climate change, summer heat waves are becoming more intense and frequent. Schools are often densely populated and lack nighttime ventilation. As a result, they are highly exposed to this heat stress, which impacts students' health and cognitive functions. This study tests two different modeling strategies to evaluate their ability to simulate the thermal and airflow behavior of school buildings in Savoie during the heat wave of June 2025. Two distinct tools are used: DesignBuilder-EnergyPlus for school A and CONTAM-TRNSYS for school B. Calibration is performed on zone mean air temperature, achieving an RMSE of 0.72°C and NMBE of −0.67% for school A, and an RMSE of 0.53°C and NMBE of 0.02% for school B. The results show that, despite different software architectures, both approaches converge on consistent and reliable conclusions for simulating the thermal behavior of schools during heatwaves.

KEYWORDS: Thermal comfort in schools, heatwave, numerical models

1. INTRODUCTION

En France, le réchauffement climatique induit une hausse marquée des températures moyennes (Ribes et al. 2022) et une intensification des vagues de chaleur dont la fréquence, l'intensité et la durée devraient continuer de croître (Barriopedro et al. 2023), exposant le territoire à des étés records et des phénomènes de « méga-canicules » (Bador et al. 2017). L'exposition à ces températures excessives en classe altère les fonctions cognitives et la concentration des élèves (Laurent et al. 2018), engendrant fatigue et stress thermique qui nuisent directement à la qualité des apprentissages et aux résultats académiques (Goodman et al. 2018). Face à l'inadaptation actuelle du parc immobilier scolaire, souvent densément occupé et dépourvu de refroidissement, il est indispensable de modéliser le comportement thermo-aéraulique des bâtiments (Pollozhani et al. 2024) pour définir des stratégies d'adaptation et de rénovation garantissant la résilience climatique (Attia et al. 2021).

Plusieurs études ont calibré des modèles de simulation thermique à partir de la température moyenne de l'air par zone dans des bâtiments non résidentiels afin d'évaluer les performances thermiques en période de chaleur. Baba et al. (2022) ont développé une méthodologie de calibration automatisée pour une école à Montréal, atteignant un RMSE de 0,3°C sur la température horaire de l'air intérieur dans plusieurs salles de classe simultanément. Laouadi et al. (2024) ont calibré un modèle EnergyPlus d'une école primaire pour évaluer le risque de surchauffe, rapportant un RMSE dans la limite d'acceptabilité de 1,4°C. Palaić et al. (2023) ont calibré un modèle TRNSYS d'un bâtiment non résidentiel à partir de la température intérieure de l'air, atteignant un RMSE de 0,79 ± 0,14°C, rapportant quant à lui une limite prescrite par les référentiels internationaux à 1,5°C. L'objectif du présent travail est de tester deux stratégies de modélisation différentes pour évaluer leur capacité à simuler le comportement thermo-aéraulique des bâtiments scolaires durant une vague de chaleur, en utilisant la température moyenne de l'air intérieur comme paramètre d'évaluation.

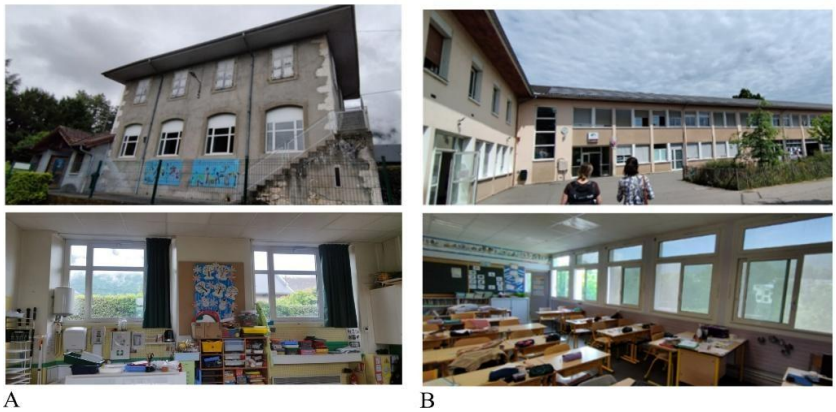
2. METHODOLOGIE

2.1. BATIMENTS D'ETUDE ET CAMPAGNE EXPERIMENTALE

Dans cette étude, deux écoles aux caractéristiques différentes ont été sélectionnées (Figure 1) afin d'analyser l'influence du type de construction et de l'environnement sur les performances thermiques et aérauliques en période de vague de chaleur. Comme le montre le tableau 1, les deux écoles diffèrent par l'âge du bâtiment, l'environnement et le type de construction. Pour analyser le comportement thermo-aéraulique des deux écoles, une approche numérique de modélisation est adoptée couplée avec des mesures in situ pour la calibration et la fiabilisation des modèles. Deux logiciels distincts sont utilisés afin de vérifier leurs pertinence et limites pour ce type d'application.

Caractéristique	Ecole A	Ecole B
Localisation	Agglo. de Chambéry (73)	Agglo. de Chambéry (73)
Orientation	Est-Ouest	Sud-Nord
Environnement	Environnement rural	Environnement urbain
Niveau	1(R+1 logement)	2
Construction	Pierre	Béton
Isolation(mur)	Sans isolation	Sans isolation
Fenêtre	Double vitrage	Double vitrage
Protection Solaires	Rideaux intérieur	Store extérieur

Tableau 1 : Caractéristiques des Sites de bâtiments scolaires.



A B

Figure 1 : Bâtiments scolaires étudiés : a) Ecole A, b) Ecole B

Paramètre	Ecole A	Ecole B
Capteurs	Class'air (T, HR, CO_2)	HOBO (T, HR) Class'air (T, HR, CO_2)
Nombres des Capteurs	3, (3 pièces)	17, (11 pièces)
Fréquence de mesure	Toutes les 10 minutes	Toutes les 10 minutes

Tableau 2 : instrumentation

Le Tableau 2 présente le nombre et le type de capteurs installés dans chaque école. Les données collectées par ces capteurs (température, humidité relative et CO_2, enregistrées toutes les 10 minutes) permettront de fiabiliser les prédictions des modèles numériques lors de la période de vague de chaleur.

La campagne expérimentale ainsi que ses résultats pour l'ensemble des capteurs sont présentées en détail dans (Noroozi et al. 2026). En complément, des questionnaires ont été utilisés pour recueillir les informations concernant le confort ressenti par les enseignants, et l'utilisation des fenêtres et des protections solaires. Pour cette étude, par souci de simplification, seuls les résultats d'une salle de classe par école sont présentés.

2.2. LES MODELES NUMERIQUES

Les logiciels utilisés pour cette étude sont 1) EnergyPlus pour l'école A d'une part, et 2) TRNSYS-CONTAM pour l'école B d'autre part (Tableau 3). Energyplus est utilisé via l'interface DesignBuilder, qui permet de calculer simultanément les transferts couplés de chaleur et d'air. TRNSYS est couplé avec Contam via Type 98 permettant le calcul simultané des transferts couplés entre chaleur, air et polluants selon la procédure de couplage décrite dans (Harrouz et al. 2026).

Aspect	Ecole A	Ecole B
Logiciel thermique	DesignBuilder V7.3.1 + EnergyPlus V25.1	TRNSYS (TRNBuild + Simulation Studio)
Logiciel aéraulique	Airflow Network (AFN) intégré dans EnergyPlus	CONTAM (NIST)

Tableau 3 : Logiciels de modélisation.

La Figure 2 présente la modélisation géométrique 3D des deux écoles dans leurs logiciels respectifs et leurs plans. Pour comparer et valider les modèles, cette étude se concentre sur la classe 3 de l'école B, dont le mur extérieur est orienté plein sud, ainsi que de la classe 1 de l'école A, qui dispose de deux murs extérieurs à l'est et à l'ouest (tous deux munis de fenêtres). L'école A, les classes 1 et 2 ne constituent pas deux espaces totalement indépendants. Comme l'illustre la Figure 2.a, ces deux salles sont séparées par une partition ouverte dépourvue de porte.

Pour l'occupation, les informations des questionnaires ont été complétées par une analyse des mesures de CO_2 afin d'affiner les scénarios de présence. La modélisation précise du renouvellement d'air reste un pilier de la simulation thermo-aéraulique. Les tableaux 4 et 5 présentent les paramètres clés des deux écoles. À l'école A, l'Airflow Network d'EnergyPlus avec le type MultizoneWithoutDistribution a été choisi, car la ventilation s'effectue uniquement de manière naturelle par les fenêtres et la perméabilité à l'air. Les fenêtres sont modélisées en DetailedOpening de type NonPivoted, avec un coefficient de décharge de 0.2, retenue après plusieurs tests et conforme aux travaux de (Schreck 2024).

À l'école B, le taux d'ouverture est estimé, après des tests paramétriques, à partir des courbes de CO_2, avec deux niveaux identifiés selon les jours : coefficients de décharge de 0.125 (fenêtres totalement ouvertes) ou 0.05 (partiellement ouvertes). Ces valeurs sont faibles car les stores extérieurs sont systématiquement baissés lors de l'ouverture des fenêtres, ce qui limite le passage de l'air.

Paramètre	Ecole A	Ecole B
Module/outil	Airflow Network (AFN)	CONTAM
Type réseau	MultizoneWithoutDistribution	Multizone avec mélange parfait
Système ventilation	Ventilation naturelle (fenêtres uniquement)	VMC simple flux (2018) + ventilation naturelle
Détails VMC	-	3 caissons extraction Débits: 300, 700, 1000 m³/h
Modélisation fenêtre	DetailedOpening - NonPivoted Cd = 0.2	Two way flow, one opening, Cd = 0.05 ou 0.125
Perméabilité paroi	Modèle d'étanchéité prédéfini de niveau « mauvais » différenciant les étanchéité mur/sol/jonction menuiseries et int/ext	$Q_{4Pa\text{-}surf}$ = 1.6 m³/(h·m²) $Q = C \cdot (\Delta P)^n$ C = 0.000175565, n = 0.67 Fuites: 25% et 75% hauteur

Tableau 4 : Paramètres de modélisation du renouvellement d'air



Figure 2 : Représentation 3D de la modélisation et le plan de : a) Ecole A sur DESIGNBUILDER, b) Ecole B sur TRNSYS

L'école B utilise CONTAM (NIST), basé sur l'hypothèse du mélange parfait par zone. La VMC simple flux, installée en 2018, comprend une extraction dans la salle de classe étudiée. La perméabilité à l'air des parois a été modélisée avec une valeur Q_{4Pa} de 1.6 m³/(h·m²), correspondant à la moyenne des bâtiments français non-résidentiels d'avant 2006 (Moujalled 2020).

Les fuites ont été réparties de façon uniforme sur les parois extérieures de chaque zone pour toutes les orientations, et à deux hauteurs pour chaque mur (0.7 et 2.1 m correspondant à 25 et 75 %), afin de prendre en compte le tirage thermique. Pour l'école A, le modèle d'étanchéité « mauvais » de DesignBuilder a été retenu, attribuant des coefficients de débit massique et des exposants de pression à chaque composant de l'enveloppe (murs, planchers, toiture) et aux jonctions de menuiseries, en différenciant les interfaces intérieures et extérieures. Pour les murs, le coefficient intérieur (0,005 kg/s·m² à 1 Pa, n=0,75) est vingt-cinq fois supérieur à l'extérieur (0,0002 kg/s·m² à 1 Pa, n=0,70), traduisant la différence de porosité entre cloisons et façades.

Les deux modèles sont alimentés par des données météorologiques provenant d'une station située à 5km sur la commune du Bourget-du-Lac, sur la période des mesures expérimentales. Elles comprennent l'ensemble des variables climatiques nécessaires à la simulation thermique dynamique, telles que la température extérieure, l'humidité, le rayonnement solaire global et les vitesses et directions du vent.

Paramètre	Ecole A	Ecole B
Pas de temps	5 minutes	10 minutes
T_{sol} (juin)	18,3 °C (Sakiyama et al. 2021)	18,3 °C (Sakiyama et al. 2021)
Nb jours Warm up	25	14
Période de simulation	1-30 juin 2025	6 juin 12h - 30 juin 14h (2025)
Période d'analyse	23 juin 00h00 - 29 juin 23h50 (2025)	23 juin 00h00 - 29 juin 23h50 (2025)

Tableau 5 : Paramètres de calcul et instrumentation

2.3. EVALUATION DU MODELE

Les coefficients RMSE (équation 1) et NMBE (équation 2) ont été sélectionnés pour évaluer respectivement l'écart absolu et le biais moyen des températures simulées, avec des seuils d'acceptation pour le RMSE de 1,5 °C selon les recommandations théoriques (Laouadi et al. 2024 ; Palaić et al. 2023) et à un NMBE de ±5 % en raison de sa viabilité démontrée (Palaić et al. 2023).

$$RMSE\ (°C) = \left[\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{j=1}^{n}\left(T_{sj} - T_{mj}\right)^2\right]^{0.5} \quad (1)$$

$$NMBE\ (\%) = \frac{100 \cdot \sum_{j=1}^{n}\left(T_{sj} - T_{mj}\right)}{\overline{T_m} \cdot (n-1)} \quad (2)$$

Le RMSE (Root Mean Square Error) quantifie l'écart quadratique moyen entre les températures simulées et mesurées : plus sa valeur est faible, plus le modèle reproduit fidèlement les variations horaires de température. Le NMBE (Normalized Mean Bias Error) mesure le biais systématique moyen du modèle, un NMBE positif indique une surestimation, un NMBE négatif une sous-estimation (Baba et al. 2022).

3. RESULTATS ET DISCUSSION

3.1. CONFRONTATION DU MODELE NUMERIQUE AVEC LES MESURES EXPERIMENTALES

Les Figures 3 et 4 présentent la comparaison entre les températures intérieures mesurées et simulées pour la Classe 1 de l'école A et la Classe 3 de l'école B, sur la période du 23 au 29 juin 2025, qui correspond au cœur de la vague de chaleur enregistrée en Savoie. Les panneaux inférieurs illustrent les conditions réelles d'usage, ouverture des fenêtres, stores, occupation et courants d'air, qui ont servi de données d'entrée pour la calibration des deux modèles. Cette étape sert à calibrer le modèle spécifiquement sur la période de canicule. On utilise les indicateurs RMSE et NMBE pour mesurer la

précision de cet ajustement. Pour les deux écoles, le modèle reproduit fidèlement la dynamique thermique mesurée, avec un RMSE de 0,72 °C et un NMBE de −0,67 % pour l'école A, et un RMSE de 0,53 °C et un NMBE de 0,02 % pour l'école B. Pour l'école A, cette convergence a nécessité plusieurs étapes itératives : correction du fichier météorologique, ajustement des paramètres de l'AirflowNetwork, et calibrations successives des scénarios de présence des occupants et d'ouverture des fenêtres. Pour l'école B, le calibrage croise un volet aéraulique, où le CO_2 guide l'ouverture des fenêtres, et un volet thermique, où les propriétés d'enveloppe sont ajustées conjointement pour assurer la concordance en amplitude et en déphasage entre températures simulées et mesurées De légères différences de température intérieures sont observées entre les deux salles de classe pendant cette vague de chaleur, avec une température maximale atteinte de 32 °C pour l'école A et de 30 °C pour l'école B. Le détail des mesures dans les différentes pièces ainsi qu'une étude des paramètres les plus impactant sont présentés dans (Noroozi et al. 2026).

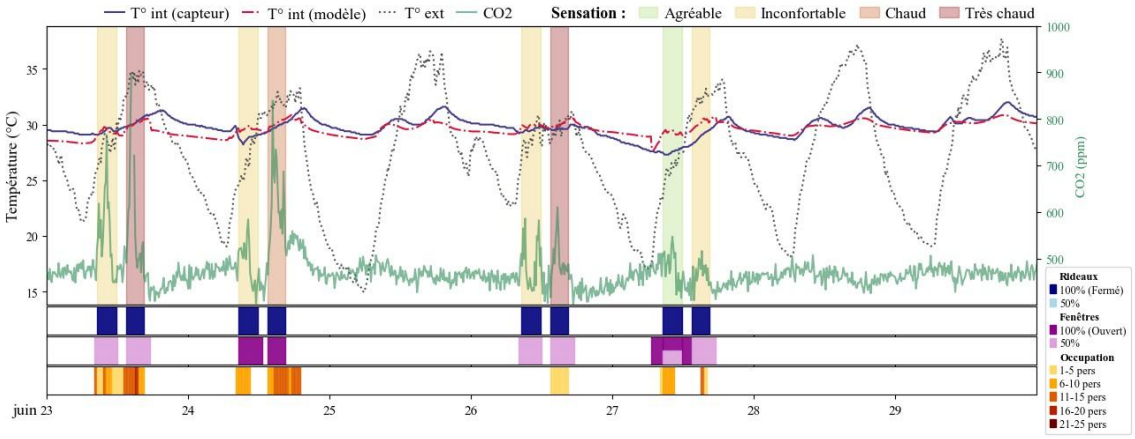


Figure 3 : Résultats mesurés et simulés du 23-29 juin, Ecole A (Classe 1)

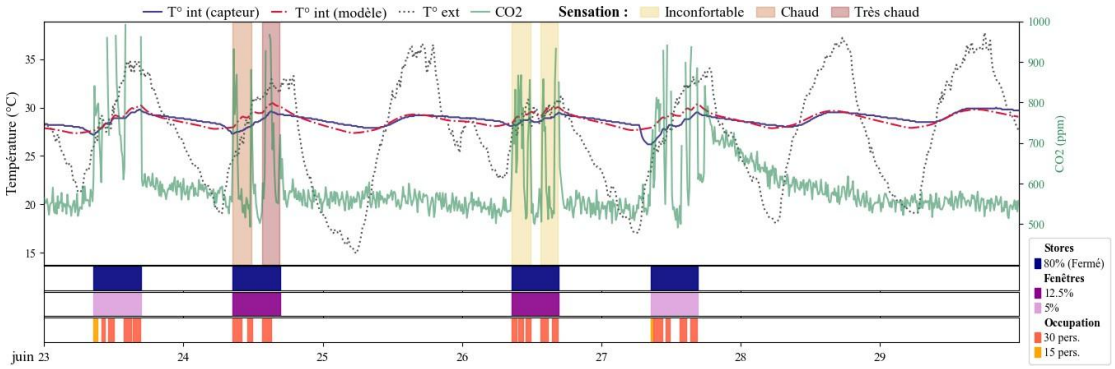


Figure 4 : Résultats mesurés et simulés du 23-29 juin, Ecole B (Classe 3)

3.2. LIMITES DES MODELES

Les limites des modèles peuvent être regroupées en deux groupes : les limites liées aux données et aux hypothèses et les limites des logiciels. Pour l'école A, l'absence totale d'audit a rendu le modèle entièrement dépendant d'hypothèses basées sur des visites sur site, rendant la définition des propriétés thermiques des parois, du sol et du plafond purement théorique. Pour l'école B, le manque de détails techniques dans l'audit a forcé l'usage de certaines valeurs génériques des matériaux.

Une autre limite majeure concerne le comportement réel des occupants vis-à-vis des ouvrants et des protections solaires, où les données recueillies introduisent une forte incertitude. Pour l'école A, bien que les questionnaires mentionnent la durée d'ouverture des fenêtres et l'usage des rideaux, une ambiguïté subsiste car il est impossible de déterminer précisément quelles fenêtres étaient ouvertes ou

quels rideaux étaient tirés durant ces périodes. Cette problématique est d'autant plus complexe pour les protections intérieures : si l'évolution des courbes de CO_2 permet d'étayer des hypothèses pour l'ouverture des fenêtres et de calibrer le modèle, aucun indicateur physique ne permet de confirmer l'état des rideaux. Par conséquent, contrairement à la ventilation qui reste partiellement traçable, l'impact des protections solaires sur les apports thermiques dans les deux écoles repose uniquement sur des suppositions invérifiables. Par ailleurs, l'occupation des classes 1 et 2 de l'école A a représenté unesource d'incertitude particulière. Sans séparation entre les deux salles, les élèves circulaient librement, si bien qu'aucun effectif fixe ne peut être attribué à chaque espace. Pour valider simultanément les hypothèses d'ouverture des fenêtres et de présence des occupants, il fallait croiser les données des questionnaires avec les courbes de CO_2, ce qui multiplie les combinaisons possibles et rendait la calibration sensiblement plus complexe.

Sur le plan logiciel, des limites s'ajoutent. Le couplage CONTAM-TRNSYS présente l'avantage de pouvoir modéliser finement les différents polluants, mais s'est révélé techniquement lourd à mettre en œuvre, rendant la prise en main difficile et le paramétrage chronophage. À cela s'ajoutent des contraintes géométriques strictes : CONTAM impose des formes rectangulaires et des fenêtres exclusivement verticales, ce qui a limité la représentation fidèle de certaines configurations architecturales de l'école B. Par ailleurs, l'intégration des mesures de terrain comme fichiers météo personnalisés s'est avérée plus contraignante dans EnergyPlus que dans CONTAM-TRNSYS, où cette opération reste plus directe et accessible. Dans les deux environnements de simulation, la modélisation des protections solaires agit uniquement sur les apports solaires et la température intérieure, sans aucune interaction avec le débit d'air ou le taux de renouvellement d'air. Il est donc apparu nécessaire de faire varier le coefficient Cd en fonction de l'utilisation des protections solaires, pour modéliser la baisse du débit d'aération associée.

4. CONCLUSION

Cette étude a comparé deux approches de modélisation thermo-aéraulique appliquées à deux écoles savoyardes de typologies contrastées, durant la vague de chaleur de juin 2025. Malgré des architectures logicielles très différentes, simulation intégrée pour l'école A avec DesignBuilder-EnergyPlus, couplage itératif TRNSYS-CONTAM pour l'école B, les deux modèles ont atteint des indicateurs de calibration satisfaisants, avec un RMSE inférieur à 0,75 °C et un NMBE inférieur à 1 % dans les deux cas. Ces résultats s'inscrivent dans la fourchette des valeurs rapportées dans des études similaires sur des bâtiments non résidentiels (Baba et al. 2022 ; Laouadi et al. 2024 ; Palaić et al. 2023). Les principales variations paramétriques qui ont servi à calibrer les modèles ont concerné les modèles aéraulique (coefficient de décharge Cd) et les comportements des occupants (présence et ouverture des fenêtres). Les résultats montrent que les deux bâtiments ont dépassé les seuils de confort thermique durant la vague de chaleur, confirmant la vulnérabilité des écoles non climatisées et la nécessité de stratégies d'adaptation. Chaque approche présente des atouts propres : EnergyPlus offre une modélisation intégrée de la thermique et de l'aéraulique, tandis que le couplage TRNSYS-CONTAM permet notamment une représentation plus fine des émissions et des transferts de polluants. Il faut toutefois noter que les deux approches restent très similaires sur la modélisation physique concernant les transferts dans l'enveloppe et la ventilation naturelle. Ces modèles calibrés constituent une base solide pour évaluer des stratégies de résilience thermique adaptées à chaque type de construction scolaire.

5. REMERCIENTS

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État, gérée par l'ANR au titre du PIA (réf. ANR-18-EURE-0016 – Solar Academy), et d'un cofinancement de l'ADEME (contrat n° TEZ24-039).

6. BIBLIOGRAPHIE

Attia, Shady, Ronnen Levinson, Eileen Ndongo, et al. 2021. 'Resilient Cooling of Buildings to Protect against Heat Waves and Power Outages: Key Concepts and Definition'. *Energy and Buildings* 239 (May): 110869. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110869.

Baba, Fuad Mutasim, Hua Ge, Radu Zmeureanu, and Liangzhu (Leon) Wang. 2022. 'Calibration of Building Model Based on Indoor Temperature for Overheating Assessment Using Genetic Algorithm: Methodology, Evaluation Criteria, and Case Study'. *Building and Environment* 207 (January): 108518. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108518.

Bador, Margot, Laurent Terray, Julien Boé, et al. 2017. 'Future Summer Mega-Heatwave and Record- Breaking Temperatures in a Warmer France Climate'. *Environmental Research Letters* 12 (7): 074025. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa751c.

Barriopedro, D., R. García-Herrera, C. Ordóñez, D. G. Miralles, and S. Salcedo-Sanz. 2023. 'Heat Waves: Physical Understanding and Scientific Challenges'. *Reviews of Geophysics* 61 (2): e2022RG000780. https://doi.org/10.1029/2022RG000780.

Cedeño Laurent, Jose Guillermo, Augusta Williams, Youssef Oulhote, Antonella Zanobetti, Joseph G. Allen, and John D. Spengler. 2018. 'Reduced Cognitive Function during a Heat Wave among Residents of Non-Air-Conditioned Buildings: An Observational Study of Young Adults in the Summer of 2016'. *PLOS Medicine* 15 (7): e1002605. https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002605.

Goodman, Joshua, Michael Hurwitz, Jisung Park, and Jonathan Smith. 2018. *Heat and Learning*. No.W24639. National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w24639.

Harrouz, Jean-Paul, Bassam Moujalled, Nolwenn Hurel, et al. 2026. 'Performances Multicritères de Systèmes de Ventilation En Maison Rénovée : Développement d'un Modèle Numérique Par Couplage CONTAM-TRNSYS et Confrontation Expérimentale'. *Proceedings of IBPSA 2026* (France), In press.

Laouadi, Abdelaziz, Lili Ji, Zahra Jandaghian, Michael A. Lacasse, and Liangzhu Wang. 2024. 'The Development of Health-Based Overheating Limit Criteria for School Buildings'. *Buildings* 14 (1): 165. https://doi.org/10.3390/buildings14010165.

Moujalled, Bassam. 2020. 'ynthèse des analyses des bases de données de mesures de perméabilité à l'air : Enveloppe des bâtiments & réseaux de ventilation'. 8ème rencontre nationale des opérateurs Qualibat - Salon AQUIBAT, February 27.

Noroozi, Mona, Nolwenn Hurel, Monika Woloszyn, and Bassam Moujalled. 2026. 'Experimental Study of Indoor Conditions in Classrooms during Hot and Occupied Periods : A Case Study of Two French Schools'. Paper presented at Roomvent 2026. *Proceedings of Roomvent 2026*, In press September. https://www.roomvent2026.com/.

Palaić, Darko, Ivan Štajduhar, Sandi Ljubic, and Igor Wolf. 2023. 'Development, Calibration, and Validation of a Simulation Model for Indoor Temperature Prediction and HVAC System Fault Detection'. *Buildings* 13 (6): 1388. https://doi.org/10.3390/buildings13061388.

Pollozhani, Fatos, Robert S. McLeod, Christian Schwarzbauer, and Christina J. Hopfe. 2024. 'Assessing School Ventilation Strategies from the Perspective of Health, Environment, and Energy'. *Applied Energy* 353 (January): 121961. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121961.

Ribes, Aurélien, Julien Boé, Saïd Qasmi, Brigitte Dubuisson, Hervé Douville, and Laurent Terray. 2022. 'An Updated Assessment of Past and Future Warming over France Based on a Regional Observational Constraint'. *Earth System Dynamics* 13 (4): 1397–415. https://doi.org/10.5194/esd-13-1397-2022.

Sakiyama, N. R. M., L. Mazzaferro, J. C. Carlo, T. Bejat, and H. Garrecht. 2021. 'Dataset of the EnergyPlus Model Used in the Assessment of Natural Ventilation Potential through Building Simulation'. *Data in Brief* 34 (February): 106753. https://doi.org/10.1016/j.dib.2021.106753.

Schreck, Cédric. 2024. 'Modélisationstatistiquedestransferts thermo-aérauliques danslesbâtiments'. Thèse de doctorat, UniversitéSavoieMontBlanc. https://univ-smb.hal.science/tel-04682009v2.

Développement d'un algorithme de détection d'ouvrants en site occupé

Christian Orgiazzi*[1], Fabrice Claudon[1], Pierre Bernaud[1], Arnaud Duranti[2]

[1] Univ. Grenoble Alpes, CEA, Liten, campus INES, 73375 Le Bourget du Lac, France

[2] Le Toit Vosgien, 88101 Saint-Dié-des-Vosges, France

*christian.orgiazzi@cea.fr

RESUME. La gestion des ouvrants et des occultants est cruciale pour la gestion du confort estival, surtout dans les logements rénovés avec une isolation et une inertie souvent importantes. Comprendre les pratiques des occupants avant rénovation permet d'anticiper les futurs problèmes de surchauffe liés à un comportement inadapté. Cependant, l'instrumentation des logements avec des capteurs spécifiques pour détecter la position des ouvrants présente des limites opérationnelles sur la mise en œuvre, le suivi et la fiabilité. La solution proposée utilise les données d'un unique capteur de qualité des environnements intérieurs (température et CO_2), plus facile à implémenter et moins intrusif pour déterminer la position des ouvrants. Un algorithme déterministe a été développé et testé à partir des données de deux appartements d'une résidence de 20 logements à Saint-Dié-des-Vosges, instrumentés pendant l'année 2025. Ces travaux s'inscrivent dans le cadre du projet européen REHOUSE.

MOTS-CLÉS: Comportement des occupants, confort d'été, qualité des environnements intérieurs, rénovation énergétique, algorithme de détection du comportement

ABSTRACT. The management of openings devices is crucial for summer comfort, especially in renovated buildings with important inertia and insulation. Understanding occupant behavior before renovation helps anticipate overheating issues. However, instrumenting dwellings with sensors to detect the position of the windows presents challenges in terms of implementation, monitoring, and reliability. The proposed solution uses data from a unique indoor environmental quality sensor (temperature and CO_2), which is easier to implement and less intrusive. A deterministic algorithm is developed and tested based on data from two dwellings in a 20-unit residence in Saint-Dié-des-Vosges (instrumented in 2025). This study is part of the European project REHOUSE.

KEYWORDS: Occupant behavior, summer comfort, indoor environmental quality, energy renovation, behavior detection algorithm

1. INTRODUCTION

La gestion des ouvrants et des occultants constitue un levier majeur de la gestion du confort d'été [1]. Dans un contexte de rénovation (souvent en isolation extérieure) du parc immobilier, le comportement thermique estival des logements est alors plus sensible à la bonne gestion de la ventilation naturelle et des protections solaires [1, 2]. Compte tenu de l'augmentation prévue de la fréquence, de l'intensité et de la durée des vagues de chaleur, cette tendance se renforcera dans le futur [3].

Il est ainsi nécessaire de mieux appréhender les pratiques des occupants, avant travaux, en vue de cibler les conseils à donner afin d'anticiper les problèmes de surchauffe une fois la rénovation effectuée. Si les enquêtes permettent généralement d'avoir un bon aperçu du comportement, une observation fine (comme par exemple une corrélation temporelle entre une ouverture de fenêtre et une baisse du taux de CO_2) impose souvent une instrumentation importante des logements avec notamment des capteurs détectant la position des ouvrants. Or, les différentes problématiques de ces derniers (positionnement

précis, communication sans fil dépendant de piles à changer, multiplicité de capteurs) n'offrent pas une solution robuste en site distant et occupé. La solution retenue dans cette étude consiste à se baser sur les données d'un capteur de qualité des environnements intérieurs (température et CO_2), simple d'implémentation et fiable afin de développer un algorithme de détection de la position des ouvrants.

Tel que le reporte Carlucci, Salvatore, *et al.* [2], de nombreuses méthodes sont proposées sur la détection de comportements humains au sein d'un bâtiment qui se regroupent au sein de trois catégories: les modèles stochastiques, les modèles *data-driven* (comprenant les modèles de réseaux de neurones) et les modèles basés sur des règles expertes. Cette dernière, la moins courante, sera investiguée dans ce présent article. En ce qui concerne la détection de l'ouverture de fenêtres, de Rautlin de la Roy, Enguerrand, *et al.* [4] obtient des résultats intéressants avec des modèles de réseaux de neurones récurrents sur la période estivale, en particulier les modèles LSTM (*Long Short-Term Memory*) et GRU (*Gated Recurrent Unit*). Les meilleurs résultats sont obtenus en combinant les données de la température intérieure et du CO_2 et en opérant des transformations sur ces données comme l'utilisation de la dérivée. Ainsi, les vingt meilleurs modèles combinant température et CO_2 donnent un *F1 score* moyen (le *F1 score* est défini dans l'équation (1) ci-dessous) pour la chambre de 0.78. L'étude de Hoyet, Valentin, *et al.* [5] présente un modèle basé sur les conditions de température intérieure et permet de détecter les ouvertures nocturnes en période estivale. L'algorithme approxime l'évolution de la température intérieure et détecte ensuite une ouverture en analysant la dérivée de cette dernière. La fenêtre est ensuite détectée comme fermée après une augmentation de 0.1 °C de la température (au cours des 30 dernières minutes ou par rapport à la température la plus basse atteinte lors de l'ouverture). Les résultats obtenus sont bons dans le salon et la cuisine (*F1 score* moyen sur cinq mois de respectivement 0.71 et 0.7) mais plus limités dans le bureau (*F1 score* de 0.52) et médiocres dans la chambre avec un *F1 score* moyen de 0.35.

L'approche retenue consiste à développer un algorithme de détection d'ouverture et fermeture de fenêtres via la température intérieure et la concentration en CO_2 du logement. La mesure de ces deux grandeurs physiques est implémentée dans un capteur de qualité des environnements intérieurs (un par pièce étudiée).

2. METHODOLOGIE

2.1. ALGORITHME DE DETECTION

L'algorithme se base sur les données de température et de taux de CO_2 à l'intérieur du logement avec une adaptation saisonnière. Par exemple, si en mi-saison, les tests ont montré qu'il apparait plus fiable de se baser sur la remontée du taux de CO_2 pour marquer la fermeture, les tests montrent qu'il sera plus fiable en hiver de se baser sur la remontée de la température intérieure.

2.1.1. Température

Indicateur le plus important, la température fournit une information majeure sur les ouvertures et fermetures de fenêtres à travers les baisses et hausses de température via notamment la dérivée dT/dt. Cependant, des plages de températures constantes ou avec de faibles pentes de baisses ou de hausses ne permettent pas de valider ou non une ouverture. La détection d'ouverture nécessite un indicateur complémentaire ; le CO_2.

2.1.2. Taux de CO_2

Les variations du taux de CO_2 (suivi de la dérivée dCO_2/dt), renseignent par exemple sur des ouvertures matinales (chute importante en hiver), des périodes d'ouvertures longues avec un taux restant faible, ou encore des dépassements de seuils caractérisant une fermeture prolongée.

2.1.3. Corrélation Température - CO_2

L'algorithme développé intègre ainsi des corrélations entre température et CO_2. Par exemple en hiver, si dCO_2/dt décroit de 50 ppm sur un pas de temps de 10 minutes ET (logique) si dT/dt diminue également sur le même pas de temps, alors la fenêtre est considérée comme ouverte. Ces corrélations renforcent la probabilité de détection.

2.1.4. Saisonnalité

La saisonnalité est intégrée comme suit : en été (i) la corrélation entre une baisse de température et le respect de seuils pour le CO_2 indique une ouverture et une chute brutale du CO_2 implique une ouverture. En mi-saison (ii) une variation de température à la hausse comme à la baisse, en même temps qu'une diminution du taux de CO_2 indique une ouverture. Tant que dCO_2/dt ne croît pas de 8 ppm sur 10 minutes, la fenêtre reste ouverte. En hiver (iii) une baisse de température relative à une baisse de CO_2 indique une ouverture. Tant que dT/dt ne croît pas de 0.1 degré sur 10 minutes, la fenêtre reste ouverte.

Eté

```
seuil_DeltaCO2_chute = -30
seuil_DeltaCO2_hausse = 20
for i in range(len(mes['Detection'])):
   if (mes['dCO2'].iloc[i] <= seuil_DeltaCO2_chute):
      mes['Detection'].iloc[i] =1
      for j in range(i, len(df)):
         if (mes['dCO2'].iloc[j] <= seuil_DeltaCO2_hausse):
            mes['Detection'].iloc[j] =1
         else:
            break
seuil_DeltaT_chute = -0.06
seuil_DeltaT_finchute = 0.0005
seuil_CO2 = 750
for i in range(len(mes['Detection'])):
   if (mes[dT'].rolling('30min').mean().iloc[i] <
seuil_DeltaT_chute) and (mes['CO2'].iloc[i] < seuil_CO2):
      mes['Detection'].iloc[i] =1
      for j in range(i, len(df)):
         if (mes['dT'].rolling('30min').mean().iloc[j] <=
seuil_DeltaT_finchute) and (mes['CO2'].iloc[j] < seuil_CO2):
            mes['Detection'].iloc[j] =1
         else:
            break
```

Hiver

```
seuil_DeltaCO2_chute = -50
seuil_DeltaT_chute = -0.06
seuil_DeltaT_finchute = 0.1
for i in range(len(mes['Detection'])):
   if (mes['dCO2'].iloc[i] <= seuil_DeltaCO2_chute) and
(mes['dT'].rolling('20min').mean().iloc[i] < seuil_DeltaT_chute):
      mes['Detection'].iloc[i] =1
      for j in range(i, len(df)):
         if (mes['dT'].iloc[j] < seuil_DeltaT_finchute):
            mes['Detection_2'].iloc[j] =1
```

Mi-saison

```
seuil_DeltaT_chute = 0.05
seuil_CO2 = 700
for i in range(len(mes['Detection'])):
 if (abs(mes['dT']).rolling('40min').mean().iloc[i] >
seuil_DeltaT_chute) and (mes['CO2'].iloc[i] < seuil_CO2) and
(mes['dCO2'].rolling('30min').mean().iloc[i] <= 10):
      mes['Detection_2'].iloc[i] =1
      for j in range(i, len(df)):
         if (mes['dCO2'].rolling('30min').mean().iloc[j] <= 8):
            mes['Detection'].iloc[j] =1
         else:
            break
```

Figure 1 : Algorithme utilisé pour la détection avec variation selon la saisonnalité.

2.2. EVALUATION DE LA PERFORMANCE

La détection d'ouverture de fenêtres est un problème de classification binaire avec un état ouvert et un état fermé. Le nombre de vraies ouvertures et de vraies fermetures représente alors les bonnes prédictions alors que les fausses ouvertures et les fausses fermetures les prédictions erronées. La limite de traitement est le type d'ouverture : une ouverture oscillo-battante est considérée de la même façon qu'une ouverture totale.

Tel que le présente Dai, Xilei, *et al.* [6] dans une revue qui porte sur les études utilisant des modèles de *machine learning* pour prédire une occupation ou des ouvertures de fenêtres, de nombreuses métriques peuvent être retenues pour l'évaluation de la performance de modèles pour ce type de classification. Dans l'optique d'une évaluation globale de notre modèle et afin de comparer ses

performances à d'autres, l'indicateur *F1 score* a été retenu, il est défini dans l'équation (1). Sa valeur est comprise entre 0 et 1 (la valeur 1 correspond à la détection optimale).

$$\boldsymbol{F1\ score} = \frac{\boldsymbol{Vraie\ ouverture}}{\boldsymbol{Vraie\ ouverture} + \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{2}}\ (\boldsymbol{Fausse\ ouverture} + \boldsymbol{Fausse\ fermeture})} \quad \textbf{(1)}$$

Cependant, comme le remarque de Rautlin de la Roy, Enguerrand, *et al.* [4], cette métrique donne une évaluation globale mais ne permet pas de distinguer parmi les modèles ceux qui détectent, par exemple, deux ouvertures mais en sous-estimant leur durée ou ceux qui détectent une seule des deux ouvertures avec la durée exacte. De ce fait, nous ajouterons le nombre de vraies ouvertures et de fausses ouvertures, le temps de vraies ouvertures et de fausses ouvertures, ainsi que le temps de vraies ouvertures surestimées ou sous-estimées.

3. CAS D'ETUDE

3.1. DEMONSTRATEUR DU PROJET EUROPEEN REHOUSE

Il s'agit d'une résidence de logements d'une surface habitable de 1730 m² située à Saint-Dié-des-Vosges (88100) qui sera prochainement rénovée dans le cadre du projet REHOUSE. Le bâtiment, orienté est-ouest, comprend 20 appartements. Il a été construit en 1958 et n'a subi qu'une rénovation énergétique avec le remplacement des fenêtres (2010). Le bâtiment est très peu isolé (classe D pour le DPE) et ne possède que des moyens de ventilation statique (conduits d'air sans ventilateur). Le bâtiment ne dispose d'aucun système de climatisation (individuel ou collectif).



Figure 2 : Vues du cas d'étude.

Dans cette résidence, deux appartements ont été instrumentés, le premier (Appartement 1) est situé au R+2 avec une orientation Ouest, il est occupé par une personne âgée de 75 ans. Le deuxième (Appartement 3) est situé au R+1 avec une orientation Est, il est occupé par une adulte et un enfant. La figure 2 (ci-dessous) montre la disposition des appartements qui comportent une cuisine, un séjour et deux chambres.

3.2. COLLECTE DES DONNEES

Des capteurs de type NanoSense EP5000 ont été mis en œuvre pour le suivi de la qualité des environnements intérieurs. Il s'agit d'un capteur à destination du grand public qui se compose d'un boitier compact et dont les performances métrologiques sont compatibles avec notre étude. Il mesure le taux de CO_2, les COV (Composés Organiques Volatiles), les particules Fines (PM10, PM2.5 & PM1), la lumière (intensité lumineuse et température de la lumière), l'humidité, la température et la pression atmosphérique. Pour notre étude, nous utilisons uniquement les données de température et de taux du CO_2. Pour chaque appartement, un capteur est positionné dans une chambre et un autre dans le séjour

(voir Figure 2). Pour la détection de positions d'ouvrants, des capteurs FIBARO sont utilisés. Ce sont des détecteurs magnétiques sans fil à batteries utilisent le protocole de communication radio Z-wave. Ils sont positionnés dans la chambre, le séjour et la cuisine.

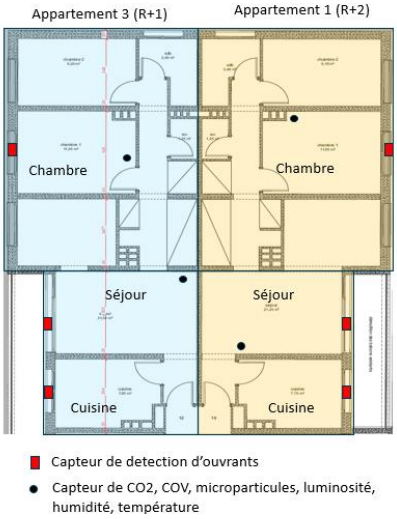


Figure 3 : Dispositions des capteurs dans les appartements étudiés.

La chaîne d'acquisition intègre une solution Jeedom avec un routeur TP-Link pour la récupération des données (4G). Les capteurs sont directement connectés à une passerelle d'acquisition basée sur un mini-PC puis les données sont transmises via une liaison TP-Link vers un serveur. Les données sont collectées au pas de temps de 5 minutes puis rééchantillonnées au pas de temps 10 minutes.

3.3. IDENTIFICATION DES PERIODES DE TESTS

La période de collecte de données a induit plusieurs problématiques expérimentales avec de mauvais positionnements des capteurs de détections d'ouvertures et des changements de piles nombreux.

Pour l'appartement 1, les données complètes s'étendent du 06 août 2025 au 21 février 2026. Pour l'appartement 3, les données sont disponibles sur cette même plage, à l'exception de la chambre. Pour cette dernière, la configuration de la fenêtre n'a pas permis un positionnement du capteur permettant la détection de l'ouverture.

L'analyse préalable des données nous a conduit à sélectionner trois périodes de mesure correspondant à : une en période estivale (10 jours) du 15 au 24 août, une en mi-saison (8 jours) du 08 au 15 octobre et une hivernale (12 jours) du 25 novembre au 06 décembre. Le Tableau 1 présente pour ces trois périodes, le nombre d'ouvertures et la durée totale d'ouverture pour la chambre de l'appartement 1.

	Août	Octobre	Novembre-Décembre
Nombre d'ouvertures	12	9	12
Durée d'ouvertures (heures)	124.7	21.2	13.5

Tableau 1 : Nombre et durée d'ouvertures sur trois périodes.

4. RESULTATS, LIMITES ET PERSPECTIVES

4.1. PRESENTATION DES RESULTATS ET ANALYSES

Les résultats présentés ci-dessous sont ceux de la chambre de l'appartement 1. Les graphiques présentent dans cet ordre : la détection de la position par l'algorithme, la position réelle, la courbe de température (°C) puis la courbe du CO_2 (ppm).

4.1.1. Période estivale

La période estivale sélectionnée (voir Figure 3 ci-dessous) présente un épisode de canicule débutant avant le 15 août et se terminant avec une redescente en température à partir du 18 août. Cette baisse de température est plus marquée entre le 21 et le 24 août. Cette évolution de la température entraine une modification du comportement de l'usager (confort adaptatif). Après de longues ouvertures nocturnes (entre le 15 et le 20 août), l'usager garde la fenêtre fermée durant deux nuits (21 et 24 août) avec conséquemment une augmentation du taux de CO_2.

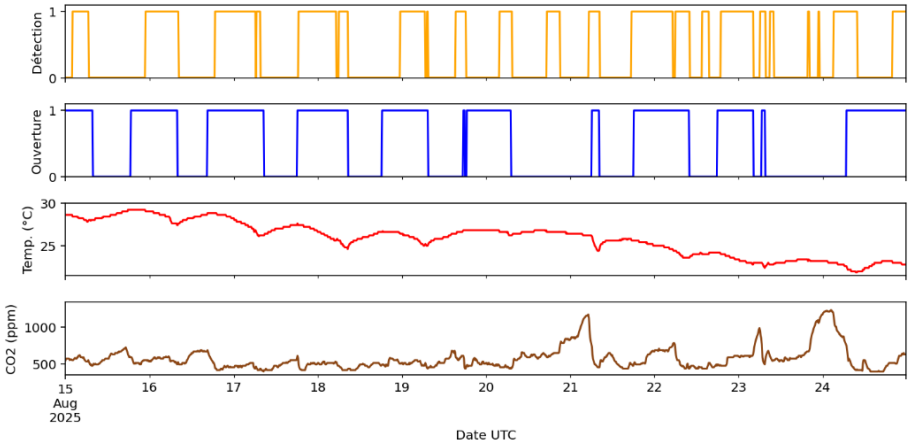


Figure 4 : Détections, ouvertures réelles, température et CO_2 en période estivale.

Les plages d'ouvertures nocturnes sont globalement bien identifiées (Figure 3), à l'exception de celle du 20 août et du 24 août qui présentent pour l'une une température constante sur la période et pour l'autre une phase de montée puis de température constante. Ces occurrences ne sont pas détectées par l'algorithme. La plupart des fausses ouvertures sont dues à des décroissances de température et de CO_2 qui ne sont pas corrélées à des ouvertures. Un des axes d'améliorations concernent la durée sous-estimée des ouvertures (un peu plus de 38h).

	Vraies Ouvertures	Fausses Ouvertures	Durée de vraies Ouvertures	Durée de fausses Ouvertures	Durée sous-estimée	F1 score
Période estivale	10	5	86.3 heures	17.2 heures	38.4 heures	0.75

Tableau 2 : Résultats sur la période estivale.

4.1.2. Période de mi-saison

Sur la période sélectionnée, les variations de température sont beaucoup plus faibles. Les ouvertures de fenêtres sont plus éparses et correspondent à un temps d'aération plutôt l'après-midi. La baisse du taux de CO_2 n'est pas ici directement corrélée à des ouvertures de fenêtres dans la chambre, mais probablement à des ouvertures de portes (sur le séjour).

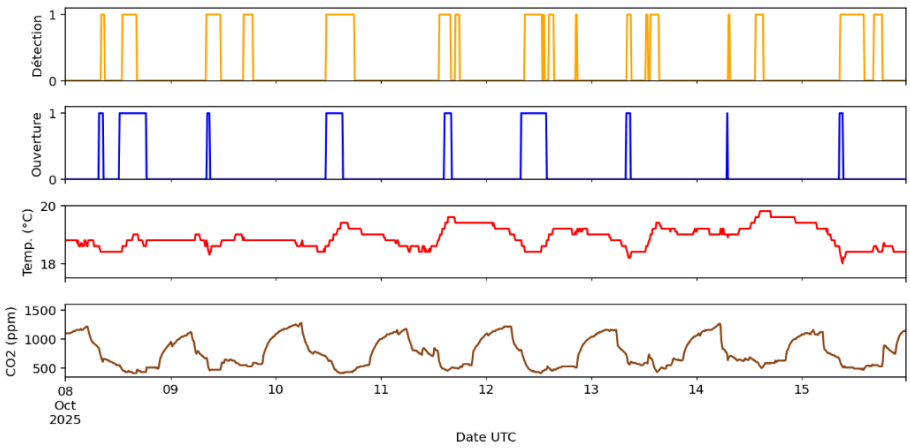


Figure 5 : Détections, ouvertures réelles, température et CO_2 en mi-saison.

La Figure 4 et le Tableau 3 (ci-dessous) indiquent que toutes les ouvertures sont bien identifiées, et bien que cinq ouvertures présentent des temps d'ouvertures corrects, quatre ouvertures sont soit surestimées, soit sous-estimées. L'autre problématique de cette période est le nombre élevé et la durée des fausses ouvertures. En effet, des chutes de température et de CO_2 ne correspondent pas nécessairement à des ouvertures et bruitent la détection. Cela se traduit par un *F1 score* plus faible de 0.52.

	Vraies Ouvertures	Fausses Ouvertures	Durée de vraies Ouvertures	Durée de fausses Ouvertures	Durée sous-estimée	F1 score
Mi-saison	9	8	15.5 heures	23.2 heures	5.7 heures	0.52

Tableau 3 : Résultats en mi-saison.

4.1.3. Période hivernale

La consigne de température est fixée à environ 16°C par le locataire, ce qui représente une valeur plutôt basse. Celui-ci réalise une ouverture matinale plus ou moins prolongée pour aérer la chambre. Après une augmentation du taux de CO_2 durant la nuit, une première diminution est due à l'ouverture de la porte le matin, puis une deuxième diminution est due à l'ouverture de la fenêtre.

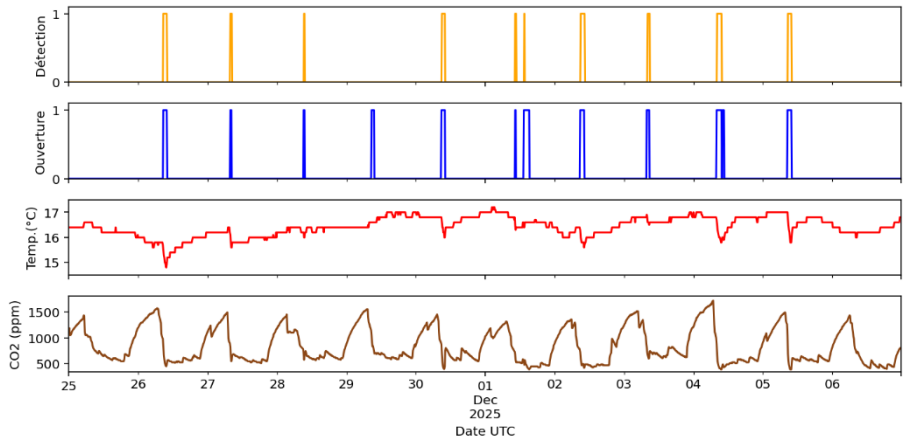


Figure 6 : Détections, ouvertures réelles, température et CO_2 en période hivernale.

La détection en période hivernale se révèle être le cas le plus simple à traiter par l'algorithme. La température extérieure très basse a pour effet de limiter les ouvertures, celles-ci sont alors facilement détectables grâce au différentiel thermique important entre intérieur et extérieur. Une ouverture est malgré tout manquée le 29 novembre (durée de 50 minutes), où les faibles variations en température et en CO_2 ne déclenchent pas la détection. Une ouverture le 1er décembre est particulièrement sous-estimée. Alors que l'ouverture est longue (1h50), la température ne diminue pas et ce alors que la température extérieure est d'environ 4°C, il s'agit sans doute d'une ouverture largement partielle de l'ouvrant. Ce qui contribue à la sous-estimation du temps d'ouverture de 4h sur 12 ouvertures. La durée d'ouvertures surestimée est quant à elle plus faible (40 minutes sur 12 ouvertures).

	Vraies Ouvertures	Fausses Ouvertures	Durée de vraies Ouvertures	Durée de fausses Ouvertures	Durée sous-estimée	F1 score
Période hivernale	11	0	9.5 heures	0.7 heure	4 heures	0.8

Tableau 4 : Résultats en période hivernale.

4.2. LIMITES

Les quatre limites de cette étude sont les suivantes. La première limite (i) identifiée concerne l'évolution du taux de CO_2. La baisse de ce taux est souvent liée à une ouverture de porte (transfert du CO_2 entre pièces) avec ou sans ouverture supplémentaire dans l'autre pièce. La deuxième (ii) est le type d'ouverture appliqué par l'usager : ouverture à la française ou oscillo-battante. L'ouverture oscillo-battante (ou française à très faible amplitude) pourrait expliquer de longues ouvertures hivernales sans variations significatives de la température intérieure. La troisième limite (iii) concerne l'adaptabilité de l'algorithme avec des cas de logements avec ventilation mécanique (simple ou double-flux) influant sur le taux de CO_2 et réduisant le potentiel de détection de l'ouverture de fenêtre sur ce paramètre. Enfin, la quatrième limite (iv) concerne l'absence de mesure de la température extérieure pour fiabiliser la détection par l'évolution de la température intérieure comparée à la température extérieure.

4.3. PERSPECTIVES

Cette étude appelle de nombreuses perspectives de recherche. A savoir des optimisations sur les règles de l'algorithme pour étendre et préciser la détection lors de périodes où l'évolution de la température et du CO_2 sont peu marquées. Également lors de plages horaires par exemple avec une température intérieure constante durant une longue période. Il sera aussi intéressant d'observer l'impact sur le confort thermique des ouvertures non détectées.

L'adaptabilité de l'algorithme reste à tester sur d'autres pièces et d'autres appartements. Cette adaptation devra nécessiter l'apprentissage des seuils de CO_2 propre à chaque environnement. Dans un premier temps, les seuils pourront être affinés sur d'autres cas d'études, par exemple dotés de moyens de ventilation plus performants. Des simulations thermiques dynamiques pourront également compléter le panel de tests in situ, notamment pour fiabiliser les seuils de détection. Enfin, une comparaison avec un modèle LSTM ou GRU entrainé sur les mêmes données permettra de situer la pertinence de cette approche face à ce type de solutions utilisant des réseaux de neurones.

La rénovation de la résidence permettra finalement une comparaison des pratiques avant et après travaux. D'autant plus, que cette rénovation sera globale et concernera notamment le système de ventilation avec l'ajout d'une ventilation mécanique double flux au printemps 2026.

5. REMERCIEMENTS

Ce travail a été effectué dans le cadre du projet européen REHOUSE. Ce projet a reçu un financement du programme de recherche et d'innovation Horizon Europe de l'Union européenne dans le cadre de la convention de subvention n° 101079951.

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence ANR-18-EURE-0016 – Solar Academy.

6. BIBLIOGRAPHIE

[1] Taylor, Jonathon, *et al.*, 2023. « Ten questions concerning residential overheating in Central and Northern Europe ». *Building and Environment*. 234 (April): 110154.

[2] Carlucci, Salvatore, *et al.*, 2020. « Modeling Occupant Behavior in Buildings ». *Building and Environment.* 174 (May): 106768.

[3] Masson-Delmotte, Valérie, *et al.*, 2021. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.* Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2391 pp. doi:10.1017/9781009157896.

[4] de Rautlin de la Roy, Enguerrand, *et al.*, 2023. « Deep learning models for building window-openings detection in heating season ». *Building and Environment.* 231 (March): 110019.

[5] Hoyet, Valentin, *et al.*, 2023. « Detecting night opening of windows in summer: a case study » In *Congress on Measurement, Quality and Data Science (MQDS)*, 12. Bordeaux.

[6] Dai, Xilei, *et al.*, 2020. « A review of studies applying machine learning models to predict occupancy and window-opening behaviours in smart buildings » *Energy and Buildings.* 223 (September): 110159.

Mesure in-situ des ouvertures de fenêtres via des caméras nomades et analyse d'image

Théo PAREDES*[1,3], Damien DAVID[2], Arnaud VANDENDRIESCHE[3], Frédéric KUZNIK[1]

[1]INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR50, 69621 Villeurbanne, France
[2]Université Claude Bernard Lyon 1, CETHIL, UMR5008, CNRS, INSA Lyon, 69622 Villeurbanne, France
[3]EODD Ingénieurs Conseils, 69100 Villeurbanne, France
***t.paredes@eodd.fr**

RESUME. Dans cette contribution, une méthode de captation des états d'ouverture de fenêtres à partir de caméras nomades est proposée. Elle permet de surveiller simultanément l'ensemble des ouvrants d'une façade d'un bâtiment. S'inscrivant dans la continuité de travaux récents mobilisant la vision par ordinateur, cette approche repose sur une segmentation d'image assistée par apprentissage profond couplée à des méthodes traditionnelles de traitement d'image. La précision de la chaîne de traitement est évaluée sur un cas d'étude réel et s'élève à 98.9%. L'intégration des ouvertures de fenêtres dans un modèle thermique est ensuite discutée, en mettant en évidence l'apport de cette méthode en termes de précisions des hypothèses, de compréhension des usages et du ressenti.

MOTS-CLÉS : Ouverture de fenêtres, comportement usager, traitement d'image.

ABSTRACT. In this paper, a method for capturing window opening states using movable cameras is proposed. This method allows simultaneous monitoring of all openings on a building facade. In line with recent work using computer vision, this approach is based on deep learning-assisted image segmentation coupled with traditional image processing methods. The accuracy of the processing chain, evaluated on a real case study, is 98.9%. The integration of window openings into a thermal model is then discussed, highlighting the contribution of this method in terms of hypothesis accuracy, understanding of usage, and perception.

KEYWORDS : Window opening status, user behavior, image processing.

1. INTRODUCTION

Dans le domaine scientifique qui s'intéresse à la modélisation du comportement thermique des bâtiments, la connaissance de l'évolution de l'état d'ouverture des fenêtres d'un bâtiment peut faire l'objet de deux usages. Celle d'un traitement statistique pour élaborer des modèles de comportements d'occupants (Fabi et al. 2012; Campagna et al. 2026; Donges et al. 2024), et identifier leurs moteurs (Haldi et Robinson 2010; Yun et al. 2009). Elle peut aussi être utilisée en données d'entrée de simulation lorsqu'il s'agit de valider un modèle thermique pour un type particulier de bâtiment (Toesca et al. 2022; Tien et al. 2021).

Différentes méthodes ont alors été développées pour collecter les états d'ouverture des fenêtres. Le monitoring des états d'ouverture de fenêtres a pu se faire par le biais d'approches déclaratives, fondées sur des enquêtes et journaux d'usage (Andersen et al. 2011; Brager et al. 2004). Cette méthode reste limitée par des biais déclaratifs et une faible résolution temporelle. Une autre approche consiste notamment à installer des capteurs magnétiques (Yan et al. 2015; Wang 2025), offrant un suivi continu fiable mais binaire. Néanmoins, ces dispositifs ont un coût élevé, proportionnel au nombre de menuiseries instrumentées, et demeurent difficiles à déployer à grande échelle.

Plus récemment, pour répondre aux contraintes de fiabilité et de déployabilité des deux méthodes citées précédemment, des méthodes basées sur l'image ont été proposées (Ahmed et al. 2023). L'idée

générale est de positionner une ou plusieurs caméras, en intérieur ou en extérieur, et de capter à intervalle fixe des images de fenêtres pour en extraire l'information de leur état d'ouverture.

Bourikas et al. (2018) exploitent l'orientation des arêtes dominantes, au sein de chaque fenêtre, pour distinguer les états binaires (ouverts et fermés) d'ouverture, approche reprise par Luong et al. (2022). Donges et al. (2024) ont quant à eux traité des images prises depuis l'intérieur d'un bâtiment. Ils ont positionné des cibles colorées puis les ont suivies dans l'espace. Après une étape de calibration, le déplacement en pixels des cibles peut être converti en angle d'ouverture. Il s'agit aujourd'hui d'une des rares méthodes permettant une mesure d'états d'ouverture intermédiaires des menuiseries, mais cette méthode repose sur un cadre expérimental contraignant.

Des approches fondées sur l'apprentissage profond ont permis d'améliorer la robustesse des analyses d'image face aux variations d'éclairage, aux hétérogénéités de façade et d'augmenter la déployabilité des méthodes employées (i.e. pas de calibration nécessaire). Tien et al. (2022) ont démontré la capacité d'un réseau à convolution (CNN) à détecter en temps réel l'état d'ouverture d'une fenêtre avec une caméra placée à l'intérieur. Sun et al. (2022) ont combiné détection d'ouvrants par transformée de Hough et classification par CNN, atteignant 97,79 % de précision pour leur cas d'étude sur la prédiction d'ouverture binaire de fenêtres battantes. Dans la continuité, Wang (2025) propose un modèle unique de type Faster R-CNN intégrant à la fois localisation et estimation de l'état des ouvrants (binaire pour les fenêtres battantes, proportionnel pour les coulissantes). Ces approches démontrent le potentiel de l'apprentissage profond à répondre à cette problématique, avec des performances supérieures à 93 %. La mise en place de telles méthodes nécessite toutefois la labellisation manuelle de plusieurs milliers d'images et ne permettent pas encore de classification fine des états d'ouverture des fenêtres battantes. De plus, ces méthodes fonctionnent comme des boîtes noires, sans variables de paramétrage qui permettraient d'ajuster leur fonctionnement pour des nouveaux types d'ouvrants.

Il subsiste un besoin de concilier robustesse, reproductibilité et transparence dans la captation des états d'ouverture. Plutôt que de mobiliser l'apprentissage profond comme outil de classification directe, la méthode proposée l'emploie comme un outil de segmentation pré-entraîné général, qui, couplé à des techniques de traitement d'image, permet l'interprétation des états d'ouverture. Cette approche bénéficie de la robustesse de la segmentation par apprentissage automatique en prétraitement, tout en garantissant la traçabilité et la transparence par les traitements d'image explicites qui suivent.

L'utilisation de la méthode est illustrée dans le cadre du paramétrage d'un modèle thermique de bâtiment, réalisé sous EnergyPlus. La performance de la chaîne de traitement est d'abord évaluée seule puis les résultats de simulation sont présentés et discutés.

2. METHODOLOGIE

Une représentation schématique de la méthodologie complète est donnée par la *Figure 1*.

2.1. CAPTATION

Pour les besoins de la méthode il faut une caméra capable de prendre des images à un intervalle régulier, transportable, avec un grand angle de prise de vue, facilement programmable et autonome en énergie. Les caméras nomades de type piège-photographique animalier, *Figure 1*a, sont bien adaptées à ce cahier des charges. Le *Tableau 1* donne un exemple de caractéristique pour ce type d'équipement, avec la caméra utilisée lors de la mise en œuvre de la méthodologie dans cette étude.

Le positionnement des caméras par rapport à la façade doit être ajusté de telle sorte à faciliter le traitement des images. Idéalement, selon Bourikas (2018), l'angle de vue des caméras doit former un angle de 45° par rapport au plan de la façade, et la caméra doit se situer à une distance minimale pour garantir une qualité suffisante des images produites. Son positionnement doit également permettre de limiter les reflets susceptibles de révéler les identités des usagers et de garantir un champ de vision dégagé. On choisira donc un point d'accroche, optimal parmi ceux disponibles aux alentours de la façade monitorée, en garantissant un champ de vue dégagé entre la caméra et cette façade. Afin d'assurer l'anonymisation des usagers, un recadrage systématique (*Figure 1*a), au lieu de la façade, doit être appliqué en amont du traitement.

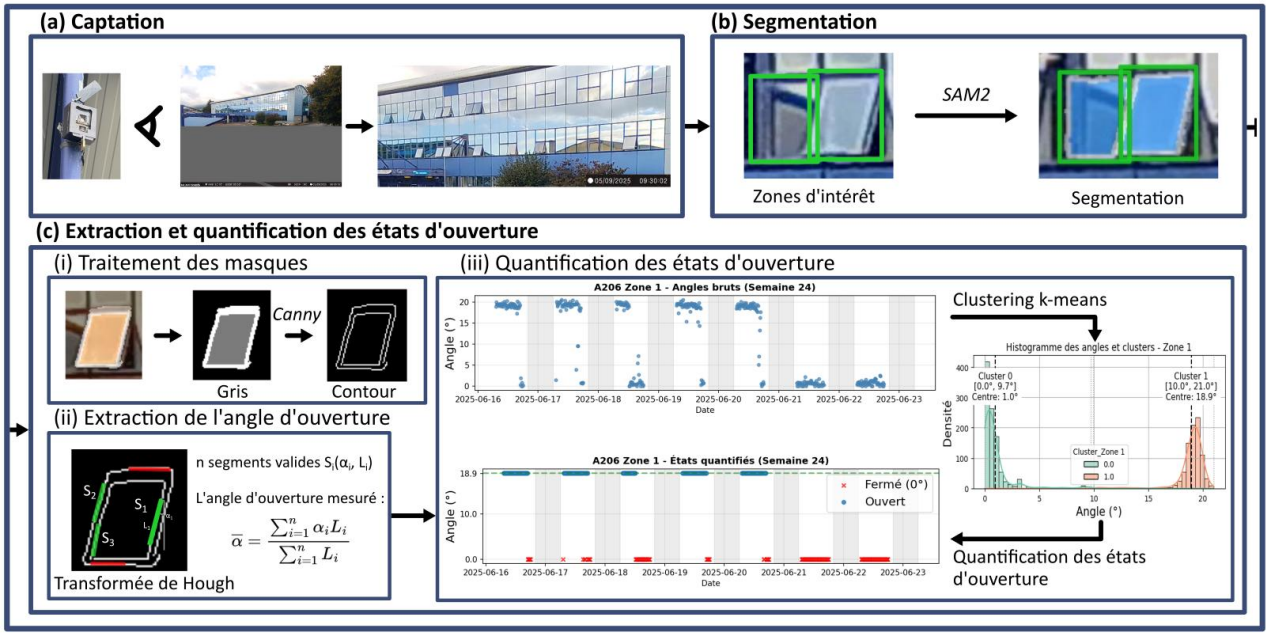


Figure 1 : Méthodologie complète de l'étude

2.2. TRAITEMENT D'IMAGE

2.2.1. Définition des régions d'intérêt

Les régions d'intérêt (ROIs) sont renseignées manuellement sous forme de boîtes rectangulaires englobant les menuiseries contrôlables, *Figure 1b*. Ce choix garantit la stabilité des zones analysées et évite les incertitudes des méthodes de détection automatique, sensibles à l'éclairage et aux caractéristiques de façade (Luong et al. 2022). Les traitements suivants se font de manière indépendante pour chaque fenêtre, délimitée par sa ROI.

2.2.2. Extraction géométrique par segmentation

L'extraction géométrique consiste à obtenir un masque de la partie mobile des menuiseries. On appelle ici masque, une matrice binaire pour laquelle chaque pixel est étiqueté selon son appartenance à la partie mobile de la fenêtre.

La méthode s'appuie sur le Segment Anything Model 2 (SAM2) (Ravi et al. 2024), un modèle de fondation pour la segmentation d'image. Il est aujourd'hui employé dans des domaines allant de la médecine (Zhu et al. 2024), à la robotique en passant par la télédétection (Chen et al. 2023).

A partir d'une ROI rectangulaire, SAM2 produit un masque (*Figure 1*b), sans nécessiter d'ajustement préliminaire. Contrairement aux méthodes classiques qui s'appuient sur des caractéristiques visuelles locales (contours, couleur, texture), SAM2 exploite des représentations génériques apprises sur des millions d'images annotées. Cette capacité à segmenter des objets visuellement cohérents, rend la méthode particulièrement robuste face aux conditions d'éclairage mouvantes, aux reflets sur les vitrages, aux occultations partielles ou aux variations météorologiques.

2.2.3. Extraction des segments dominants et angles d'ouverture

La suite de la chaîne de traitement repose sur des méthodes de traitement d'image plus classiques. L'objectif est d'exploiter explicitement chaque masque pour en déduire un angle d'ouverture. Les masques sont d'abord convertis en images puis les contours en sont extraits (*Figure 1*c_i). Enfin, une transformée de Hough est appliquée pour identifier les segments dominants, avec leur angle et leur longueur en pixels. Contrairement à Sun et al. (2022), où cette transformée sert à localiser les menuiseries, elle est ici utilisée pour estimer l'angle d'ouverture d'une zone déjà segmentée, c'est-à-dire l'orientation de la partie mobile par rapport à la façade. Les segments parallèles à l'axe de rotation de la fenêtre sont toutefois exclus de l'analyse, car ils n'apportent aucune information sur l'angle d'ouverture du battant.

L'angle apparent dans le plan de la caméra est ensuite calculé comme la moyenne des angles des segments retenus, pondérée par la longueur des segments (*Figure 1* c_{ii}). Cette pondération vise à réduire le poids des segments courts pouvant être causés par du bruit ou des artefacts.

L'utilisation de SAM2 en amont permet d'appliquer ces méthodes sur une géométrie stable plutôt que directement sur les ROIs. En effet, cette segmentation fournit une représentation binaire, isolant la fenêtre de son contexte visuel.

2.2.4. Quantification des états d'ouverture, clustering.

Les angles mesurés présentent généralement des regroupements, c'est d'autant plus vrai sur des ouvrants dotés de limiteurs d'ouverture. Afin d'identifier les états d'ouverture, sans avoir recours à des seuils manuels, un clustering non supervisé k-means (*Figure 1*c_{iii}) est appliqué aux distributions d'angles. Cette approche permet d'adapter la quantification aux caractéristiques propres de chaque menuiserie, sans calibration préalable.

On attribue ainsi des classes d'ouverture. L'angle associé à chaque classe correspond au centroïde du cluster, à l'exception du cluster de plus faibles angles, assimilé à l'état fermé et fixé à 0°. Le cas le plus simple est la présence de 2 clusters, pour des états d'ouverture pleinement ouvert ou pleinement fermé. Il est important de noter que le nombre de cluster pourrait être augmenté afin de capter d'éventuels états intermédiaires.

3. CAMPAGNE DE MESURE

La méthode a été employée dans le cadre du paramétrage du modèle thermique d'un bâtiment appartenant au collège George Charpak situé à Gex (01). Les données de mesure nécessaires au recalage du modèle thermique ont été collectées lors d'une campagne de mesures réalisée entre mai et septembre 2025.

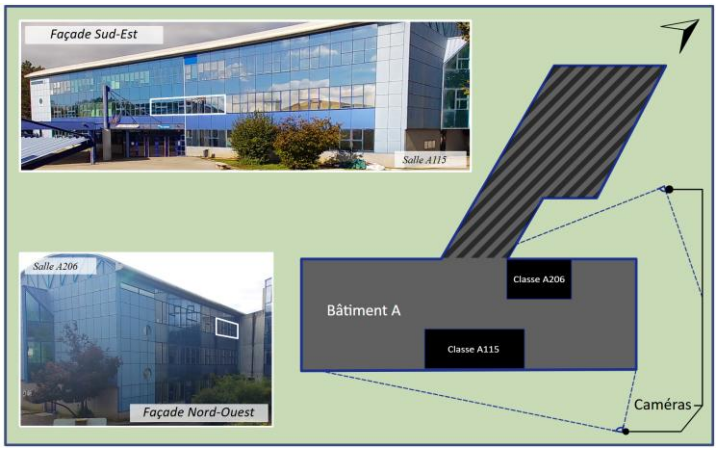


Figure 2 : Cas d'étude, salles instrumentées et positionnement des caméras

Le bâtiment est une barre de 60 m, à structure poteaux-poutres métallique avec façades rideaux fortement vitrées (cf. *Figure 2*). Il est entouré par une vaste cour imperméabilisée avec peu de mobilier et d'obstacles visuels. Les fenêtres sont de type battant à l'italienne. Elles s'ouvrent vers l'extérieur, par le bas, avec surface utile d'ouverture d'environ 25% de la surface des menuiseries (Idel'Cik 1969). Les caractéristiques constructives du bâtiment ont été collectées lors d'un audit énergétique réalisée en 2023.

L'objectif de la campagne était de mesurer l'évolution du comportement thermique des salles de classe A115 (1er étage, nord-ouest) et A206 (2nd étage, sud-ouest) identifiées dans la *Figure 2*. Des capteurs ont permis de mesurer la température, l'humidité et le CO_2 dans les salles de classe et à l'extérieur. Deux caméras positionnées selon les emplacements indiqués en *Figure 2* ont capturé les mouvements de fenêtres. Toutes les mesures ont été réalisées avec un pas de temps de 15 minutes. Les modèles et marques des capteurs utilisés sont synthétisés dans le *Tableau 1*.

Grandeur mesurée	Modèle	Caractéristiques
Température/humidité de l'air	HOBO MX1101 / MX2301A	±0.2°C, ±2%
Température de globe	HOBO MX1105, globe 50mm	±0.2°C
CO2	HOBO MX1102A	±50 ppm
Ouverture fenêtres	Num'Axes PIE1052	Angle de vue : 100° Résolution : 8 MP

Tableau 1 : Spécification des capteurs utilisés

4. RESULTATS

4.1. DETECTIONS DES ETATS D'OUVERTURE

Le traitement d'image a été réalisé sur un ordinateur doté d'un processeur Intel Xeon Gold 6226 2.7 GHz, et d'un GPU NVIDIA Quatro RTX 5000. Avec ce matériel, le temps de traitement a été de 0.4 s par pas de temps pour chaque fenêtre. Avec un temps de traitement par état de fenêtre de 0.4s, il a été possible de récolter près de 100 000 états individuels de fenêtres tant pour les salles instrumentées que pour les salles adjacentes.

La précision du modèle est évaluée au travers de la matrice de confusion présentée dans le *Tableau 2*. Ce tableau a été établi sur la base de 9225 états individuels de fenêtres pour lesquelles l'état d'ouverture des ouvrants a été obtenu par inspection visuelle. La précision globale, rapport entre le nombre de prédictions justes et le nombre de prédictions total, s'élève à 98.9%, ce qui est très légèrement supérieur aux performances des méthodes précédemment décrites (Sun et al. 2022; Wang 2025; Tien et al. 2022). Une grande partie des erreurs se produisent dans des conditions visuelles fortement dégradées, rendant compliquée l'évaluation, même pour un observateur humain.

Modèle	**Inspection visuelle**	
	Ouvert	Fermé
Ouvert	3141	62
Fermé	38	5984

Tableau 2: Matrice de confusion binaire sur un échantillon de 9225 états de fenêtres

On voit sur la *Figure 1*c_{iii}, un extrait de série temporelle d'états d'ouverture pour une fenêtre, avant et après l'étape de quantification des états par clustering. Il existe un certain bruit autour des positions stables qui est lié à la qualité du masque généré par SAM2 en amont ainsi qu'au paramétrage de la transformée de Hough.

La *Figure 3* montre que malgré la présence de limiteurs d'ouverture, il a été remarqué une position intermédiaire dans la distribution angulaire de certaines fenêtres. Elle a pu être captée par le clustering avec k = 3. Ces cas particuliers illustrent la capacité de la méthode à dépasser une classification binaire lorsque la distribution angulaire le justifie.

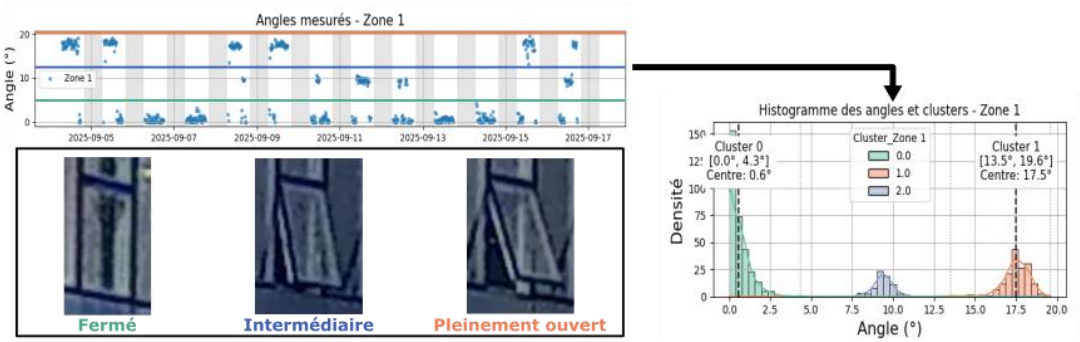


Figure 3: Cas d'une quantification d'états pour une menuiserie avec états intermédiaires d'ouverture

4.2. COMPARAISON ENTRE SIMULATION ET MESURES

Le bâtiment monitoré a été modélisé sur le logiciel DesignBuilder qui fait appel au moteur de simulation multi-physique EnergyPlus. Des ouvertures de fenêtres binaires ont été implémentées avec

des objets de type SCHEDULE:FILE qui lisent les états d'ouverture de chaque fenêtre, par pas de temps fixé, dans des fichiers CSV (un fichier par salle de classe). Les débits de ventilation ont été modélisés avec l'AirflowNetwork d'EnergyPlus.

Les prédictions de température d'air, de température opérative, et d'humidité spécifique ont été confrontées aux données mesurées Les écarts entre les prédictions et les mesures ont été quantifiées au travers de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et du biais moyen (MBE). Les valeurs de ces écarts sont renseignées dans le *Tableau 3*. Les MBE ont des valeurs acceptables, proches de la précision des capteurs, tandis que les RMSE plus élevées indiquent une dispersion non négligeable entre mesures et simulation.

Grandeur	RMSE	MBE
Température d'air	1.46°C	-0.42°C
Température radiante moyenne	1.36°C	0.41°C
Humidité spécifique	0.7 g/kg	0.2 g/kg

Tableau 3: Evaluation de la performance de la simulation par rapport aux mesures

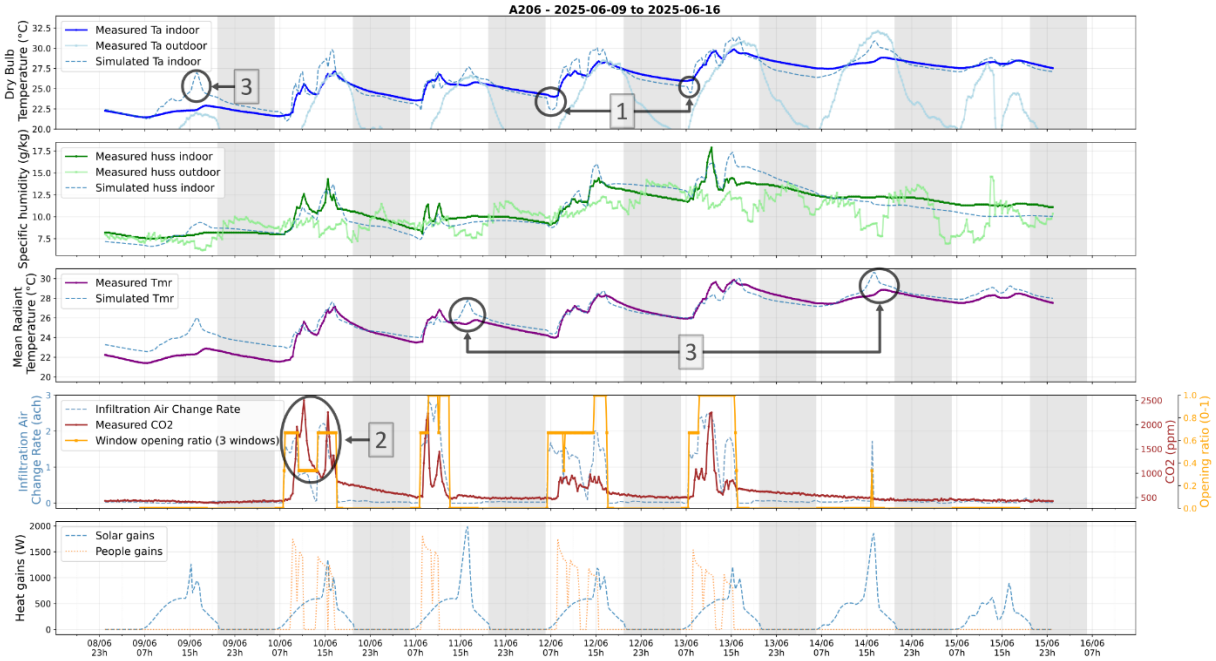


Figure 4 : Comparaison des résultats de simulation (pointillés) sur une semaine de juin par rapport aux valeurs mesurées (traits pleins). Les zones grisées correspondent à la nuit et les zones blanches à la journée.

La *Figure 4* propose une visualisation des résultats de simulation et mesure dans la salle A206 (orientée nord-ouest), pendant une semaine type. Durant cette semaine, la salle de classe était inoccupée le lundi, le mercredi après-midi, ainsi que le weekend. Dans l'ensemble, les prédictions reproduisent correctement les tendances d'évolution observées dans les mesures, bien que certains écarts apparaissent lors d'événements ponctuels au cours de la semaine. Voici quelques commentaires sur les courbes affichées que l'on peut faire à partir du moment où les ouvertures sont correctement prises en compte :

(1) L'ouverture des fenêtres en début de journée cause une diminution de température d'air qui est très visible sur les prédictions, alors qu'elle n'est qu'à peine perceptible sur la mesure. Cela pourrait être lié au fait que l'air, qui entre à la température extérieure, ne se dilue pas parfaitement dans le local, et que les capteurs soient placés hors de portée de la zone d'influence de cet air frais.

(2) Les valeurs de CO_2 résultent conjointement de la présence d'occupants et de l'ouverture des fenêtres. Dans ce zoom, on observe deux pics de concentration de CO2. Le premier pic résulte d'une fermeture partielle des fenêtres en classe occupée. Le second pic résulte de l'arrivée des élèves dans la salle de classe car l'état d'ouverture est inchangé.

(3) Il semble qu'EnergyPlus surestime l'impact du rayonnement solaire sur la température de l'air en fin de journée. En effet, le logiciel prédit des pics de température liés à des échauffements rapides des surfaces environnantes. Ces pics de température ne sont pas visibles sur les mesures.

5. DISCUSSION

La création des masques par SAM2 dépend conjointement de la qualité de l'image et des ROIs. Le traitement s'est révélé sensible aux micromouvements de caméra (accroche, vent). Deux dispositifs de fixation ont été testés : le premier a nécessité plusieurs redéfinitions de ROIs, contre une seule en début de campagne pour le second. Cette opération a systématiquement rétabli la performance attendue. Les limites observées sont donc davantage liées à la captation qu'aux algorithmes.

La connaissance précise des états d'ouverture de fenêtres a permis de réduire significativement les incertitudes liées aux hypothèses comportementales. L'analyse conjointe des concentrations de CO_2 et des états d'ouverture a mis en évidence des écarts entre les emplois du temps théoriques et l'occupation réelle des salles. Les scénarios d'occupation utilisés lors des simulations ont ainsi pu être ajustés sur des faits observés, et non plus uniquement sur des hypothèses déclaratives.

La fiabilisation des données comportementales a permis de réattribuer une part des écarts simulation-mesure aux paramètres constructifs. Toutefois, l'absence de simulation comparative, avec une calibration sur des scénarios d'ouverture types et d'occupation bruts, ne permet pas de quantifier précisément cette réduction d'incertitude.

Malgré l'affinement des hypothèses d'entrée, des écarts persistent entre simulation et mesure. Des sources d'incertitude exogènes aux données constructives subsistent : ni la manipulation des protections solaires intérieures ni l'usage des portes n'ont été quantifiés.

Finalement, l'absence de périodes prolongées d'inoccupation n'a pas permis de caractériser le comportement intrinsèque du bâtiment. La calibration reste ainsi partiellement dépendante des hypothèses comportementales, mais a donc pu révéler des limites du modèle telle que la surévaluation du rafraîchissement par ventilation naturelle matinale.

6. CONCLUSION

Cette étude propose une méthode mixte de captation des états d'ouverture de fenêtres combinant segmentation avec SAM2 et traitement d'image explicite. Contrairement aux approches de classification supervisées, cette proposition exploite l'apprentissage profond comme outil d'extraction géométrique. Appliquée à un cas d'étude réel présentant des spécificités propres, la méthode a atteint une précision de 98.9% sur 9 225 états validés manuellement.

De l'analyse des résultats et erreurs de prédictions, il apparait que les limites de la méthode (i.e. les facteurs pouvant conduire à des mauvaises prédictions) semblent moins attribuables à des limites algorithmiques qu'aux conditions de captation. L'intégration du comportement réel a permis de fiabiliser les scénarios comportementaux du modèle EnergyPlus, permettant de mieux isoler l'incertitude sur les paramètres constructifs lors de la calibration.

Par sa modularité, le traitement n'est pas spécifique à un type de façade et sa confrontation à d'autres configurations architecturales permettra d'en apprécier sa déployabilité. De futurs travaux viseront également l'extension de la prédiction aux protections solaires mobiles (stores, brise-soleil) et le recalage d'image pour corriger les déplacements de caméra et la perspective. À partir des données annotées obtenues lors de cette campagne, un entraînement ciblé de SAM2 pourrait être envisagé afin d'améliorer encore la robustesse dans des conditions de captation dégradées.

7. BIBLIOGRAPHIE

Ahmed, Omar, Nurettin Sezer, Mohamed Ouf, Liangzhu (Leon) Wang, et Ibrahim Galal Hassan. 2023. « State-of-the-Art Review of Occupant Behavior Modeling and Implementation in Building Performance Simulation ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 185 (octobre): 113558. https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113558.

Andersen, Rune, B. W. Olesen, et Jorn Toftum. 2011. *Modelling window opening behaviour in Danish dwellings*. In *12th International Conference on Indoor Air Quality and Climate 2011*, vol. 2.

Bourikas, L., E. Costanza, S. Gauthier, et al. 2018. « Camera-based window-opening estimation in a naturally ventilated office ». *Building Research & Information* 46 (2): 148-63. https://doi.org/10.1080/09613218.2016.1245951.

Brager, Gail, Gwelen Paliaga, et Richard de Dear. 2004. *Operable Windows, Personal Control and Occupant Comfort.* https://escholarship.org/uc/item/4x57v1pf.

Campagna, Kevin, Anaïs Machard, Aurélie Foucquier, Dorothée Charlier, et Monika Woloszyn. 2026. « Windows, Fans, and Solar Shadings during Summer and Heatwave: Occupant Behavior and Potential for Improvement in Heat-Mitigation Practices ». *Building and Environment* 290 (février): 114168. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2025.114168.

Chen, Xiaomeng, Ziwei Zou, Fulin Hao, et al. 2023. « Remote sensing of indoor thermal environment from outside the building through window opening gap by using infrared camera ». *Energy and Buildings* 286 (mai): 112975. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.112975.

Donges, Julian, Federica Morandi, Alessandro Prada, Francesca Cappelletti, et Andrea Gasparella. 2024. « Occupants' Interaction with Building Services: Development of a Camera-Based Method for Detailed Monitoring of Windows, Shadings, and Lights ». *Building and Environment* 248 (janvier): 111078. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.111078.

Fabi, Valentina, Rune Vinther Andersen, Stefano Corgnati, et Bjarne W. Olesen. 2012. « Occupants' window opening behaviour: A literature review of factors influencing occupant behaviour and models ». *Building and Environment* 58 (décembre): 188-98. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.07.009.

Haldi, Frédéric, et Darren Robinson. 2010. « Towards a Unified Model of Occupants' Behaviour and Comfort for Building Energy Simulation ». EPFL. https://doi.org/10.5075/epfl-thesis-4587.

Idel'Cik, Isaak Evseevic. 1969. *Memento des pertes de charge*. Collection de la Direction des Etudes et Recherches d'Electricité de France.

Luong, David, Russell Richman, et Marianne Touchie. 2022. « Towards Window State Detection Using Image Processing in Residential and Office Building Facades ». *Building and Environment* 207 (janvier): 108486. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108486.

Ravi, Nikhila, Valentin Gabeur, Yuan-Ting Hu, et al. 2024. « SAM 2: Segment Anything in Images and Videos ». arXiv:2408.00714. Prépublication, arXiv, octobre 28. https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.00714.

Sun, Cheng, Xumiao Guo, Tianyu Zhao, et Yunsong Han. 2022. « Real-Time Detection Method of Window Opening Behavior Using Deep Learning-Based Image Recognition in Severe Cold Regions ». *Energy and Buildings* 268 (août): 112196. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112196.

Tien, Paige Wenbin, Shuangyu Wei, John Kaiser Calautit, Jo Darkwa, et Christopher Wood. 2022. « Real-Time Monitoring of Occupancy Activities and Window Opening within Buildings Using an Integrated Deep Learning-Based Approach for Reducing Energy Demand ». *Applied Energy* 308 (février): 118336. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118336.

Tien, Paige Wenbin, Shuangyu Wei, Tianshu Liu, John Calautit, Jo Darkwa, et Christopher Wood. 2021. « A Deep Learning Approach towards the Detection and Recognition of Opening of Windows for Effective Management of Building Ventilation Heat Losses and Reducing Space Heating Demand ». *Renewable Energy* 177 (novembre): 603-25. https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.05.155.

Toesca, Adrien, Damien David, André Kuster, Michel Lussault, et Kévyn Johannes. 2022. « An urban thermal tool chain to simulate summer thermal comfort in passive urban buildings ». *Building and Environment* 215 (mai): 108987. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108987.

Wang, Seunghyeon. 2025. *Automated Window and Blind States Detection Using Building Façade Images and Faster R-CNN*. décembre.

Yan, Da, William O'Brien, Tianzhen Hong, et al. 2015. « Occupant Behavior Modeling for Building Performance Simulation: Current State and Future Challenges ». *Energy and Buildings* 107 (novembre): 264-78. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.08.032.

Yun, Geun Young, Paul Tuohy, et Koen Steemers. 2009. « Thermal Performance of a Naturally Ventilated Building Using a Combined Algorithm of Probabilistic Occupant Behaviour and Deterministic Heat and Mass Balance Models ». *Energy and Buildings* 41 (5): 489-99. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.11.013.

Zhu, Jiayuan, Abdullah Hamdi, Yunli Qi, Yueming Jin, et Junde Wu. 2024. « Medical SAM 2: Segment medical images as video via Segment Anything Model 2 ». arXiv:2408.00874. Prépublication, arXiv, décembre 4. https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.00874.

Effets d'un défaut dans le pare-vapeur sur le comportement hygrothermique d'une toiture : étude expérimentale et pistes de modélisation

Amandine PIOT*[1], Dolly EL KHOUEIRY[1,2,3]

[1] Université Grenoble Alpes, CEA, LITEN, INES, 73375 Le Bourget du Lac, France.
[2] Institut de Thermique, Mécanique, Matériaux (ITheMM). Université de Reims Champagne - Ardenne, Campus Moulin de la Housse, 51100 Reims, France.
[3] Institut de Chimie Moléculaire de Reims, ICMR-UMR 7312 CNRS, Université de Reims Champagne - Ardenne, Campus Moulin de la Housse, 51100 Reims
***amandine.piot@cea.fr**

RESUME. Les défauts d'étanchéité à l'air représentent un défi pour la bonne performance hygrothermique de l'enveloppe des bâtiments, et peuvent causer des dommages liés à l'humidité transportée dans l'enveloppe. Cet article présente une étude expérimentale menée pour évaluer l'impact d'une perforation dans un pare-vapeur sur une isolation en combles perdus, en conditions climatiques et à échelle réelles. Trois isolants différents ont été testés. L'instrumentation mise en place permet le suivi hygrothermique dans l'isolant au droit de la fuite et en section courante. Les résultats montrent que, pour la typologie de fuite étudiée et pour la configuration de combles choisie, on observe une perte de chaleur sans augmentation du risque de condensation. Cette configuration est ensuite modélisée numériquement pour tester différents moyens de modéliser ce type de comportement en 1D. Les modèles testés ne répondent que partiellement au besoin, et d'autres pistes seraient intéressantes à implémenter.

MOTS-CLÉS : infiltration d'air, modélisation hygrothermique, monitoring expérimental

ABSTRACT. Air tightness damages are a challenge for good hygrothermal performance of building envelopes, and can lead to damages due to increased moisture ingress. An experimental study has been carried out. It evaluates the impact of a vapour barrier perforation in a cold attic insulation. It was done in real climate and building scale. Three different insulation materials have been tested. The monitoring allows for the follow-up of hygrothermal conditions in the insulation both in normal and damaged sections. Results show that, in the given experimental conditions, the damage leads to an increased heat loss not associated with an increase in moisture risks. This configuration is numerically modelled with different means to represent the leak with 1D calculation tools. Results show that model partially fulfil the need, and other assumptions are to be studied.

KEYWORDS : Air leakage, Hygrothermal modelling, Field monitoring

1. INTRODUCTION

Les pare-vapeurs sont couramment considérés comme un moyen efficace de réduire les flux d'humidité au sein de l'enveloppe des bâtiments, et contribuent à l'étanchéité à l'air. Toutefois, ils peuvent être endommagés, soit en phase de construction, soit durant la vie du bâtiment.

Plusieurs études en laboratoire ont montré que l'air humide peut s'infiltrer par des défauts d'étanchéité dans l'enveloppe et provoquer des dommages (Desmarais et al. 2000; Kalamees et Kurnitski 2010; Belleudy et al. 2015). Pour ce qui concerne spécifiquement les combles, on peut citer (Hansen et Møller 2017; Janssens 1998) qui montrent la présence de dommages (moisissure, traces de condensation) dans des combles perdus ventilés situés dans des bâtiments réels. La revue de littérature de (Richter et al. 2020) présente une analyse des risques de dégradation (condensation, développement

de moisissure) dans des combles perdus : les risques sont liés à une combinaison de facteurs, comme l'étanchéité entre le comble et l'espace chauffé, la perméabilité à la vapeur en sous-toiture, le taux de ventilation du comble. La combinaison de ces facteurs et du type de climat ne permet pas d'établir *a priori* des typologies simples ou configuration garantissant l'absence de risques.

Il est donc important de pouvoir modéliser numériquement l'impact d'un flux d'air sur l'humidité de l'enveloppe. (H. Künzel et al. 2012) propose une classification des défauts d'étanchéité à l'air en « thermal leak », responsable de déperditions de chaleur, mais sans risque hygrique associé, et « moisture leak », où l'humidité transportée condense et génère un accroissement de l'humidité dans la paroi. Les auteurs proposent une approche simplifiée pour tenir compte du risque accru dans ce type de cas.

Cet article a pour but d'étudier l'effet d'un défaut d'étanchéité à l'air dans l'isolation de combles perdus, de manière expérimentale, puis de comparer différentes hypothèses de modélisation pour tenir compte de ce phénomène dans un modèle 1D, adapté à l'ingénierie.

2. ÉTUDE EXPÉRIMENTALE

2.1. DISPOSITIF

Le banc expérimental utilisé comporte un volume chauffé qui peut être régulé en humidité. Sa toiture se compose de deux parties : l'une, surmontant directement le volume chauffé, permet de tester des composants de toitures en configuration dite « combles occupés », non étudiée ici. L'autre partie est aménagée en « combles perdus » : une paroi horizontale, comportant un isolant thermique, sépare le volume chauffé d'un volume non conditionné. Cette zone est divisée en trois pour permettre de tester trois compositions de parois différentes. La couverture est identique sur l'ensemble du bâtiment.

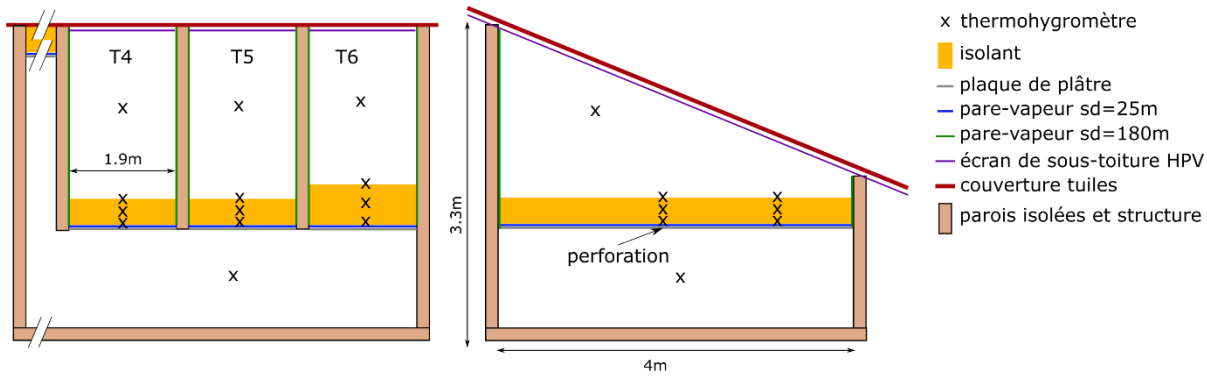


Figure 1 : présentation du dispositif expérimental (coupes verticales longitudinale, transversale)

Dans cette étude, les trois parois testées sont composées de manière similaire, avec une plaque de plâtre côté intérieur, un pare-vapeur (s_d=25m), et un isolant de résistance thermique R=9m²K/W. Seule la nature de l'isolant diffère : fibre de bois en vrac (épaisseur 33cm, T4), laine de roche en vrac (épaisseur 33cm, T5), ouate de cellulose en vrac (épaisseur 44cm, T6). Un écran de sous-toiture HPV (hautement perméable à la vapeur, s_d=0,08m) est installé en sous-face de couverture. Chaque zone de comble perdue a été pourvue d'ouvertures ; en effet, (Bjarløv et al. 2016) montrent dans un travail expérimental au Danemark que, dans le cas d'un écran de sous-toiture très perméable à la vapeur, la configuration la plus défavorable est celle d'un comble ventilé, qui favorise le tirage. À l'inverse, lorsque le comble est étanche à l'air, les infiltrations d'air depuis le volume chauffé sont fortement diminuées.

Dans chaque paroi horizontale testée, une perforation est réalisée dans le pare-vapeur, dans laquelle est glissée une gaine électrique (de diamètre 15mm), pour simuler un défaut d'étanchéité parmi les plus courants (Mélois et al. 2019; Moujalled et al. 2019).

L'instrumentation comporte, au droit de la perforation et en partie non dégradée (« partie courante »), des thermohygromètres en sous-face de l'isolant, au milieu de l'isolant, et en face supérieure de l'isolant. En outre, les conditions de température et humidité sont aussi mesurées dans le volume contrôlé ainsi que dans chaque volume de comble perdu.

Les conditions imposées à l'intérieur sont fixées à 20°C et 65% HR (voir Figure 2). Le système de régulation crée une hystérésis de +-5% autour de la consigne en HR. Dans les conditions expérimentales, cela correspond à des locaux classés à forte ou très forte hygrométrie au sens des DTU. Les mesures sont réalisées en hiver.

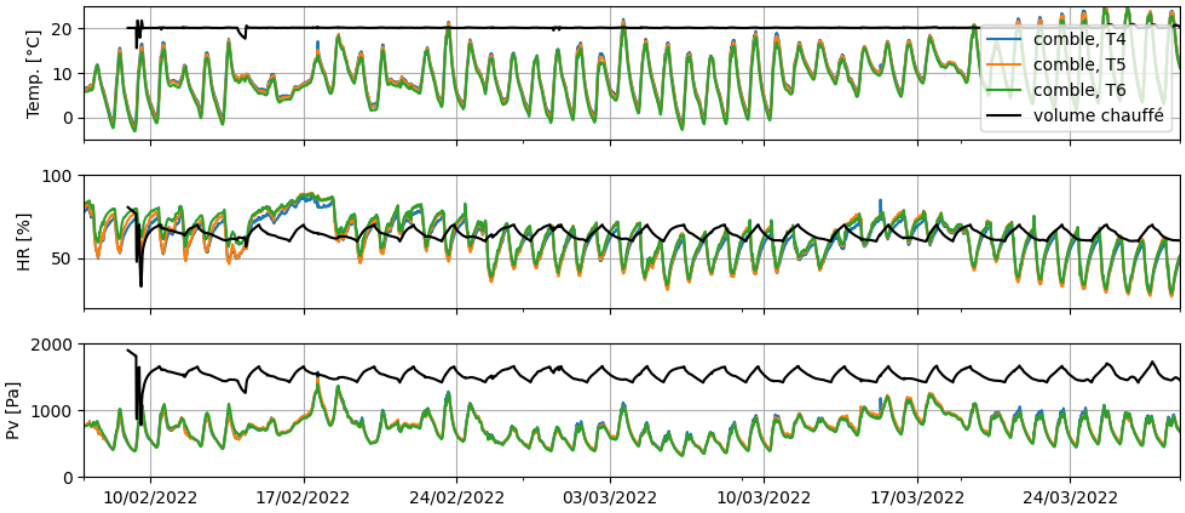


Figure 2 : température, humidité relative et pression de vapeur dans les combles et le volume chauffé

Comme présenté sur la Figure 2, les conditions de température et humidité sont similaires dans les trois combles, le gradient de pression de vapeur est toujours de l'intérieur vers l'extérieur.

2.2. RÉSULTATS

La Figure 3 présente les mesures de température, humidité relative et pression de vapeur sur une période de 3 semaines dans la toiture 5 à titre d'illustration. Côté extérieur (T5_e, en vert), en partie courante (trait plein), les conditions sont quasiment identiques à celles présentes dans le volume du comble, le capteur étant à la surface du matériau. Côté intérieur (T5_i, courbes bleues), la température est identique entre les zones perforée et courante ; en revanche, l'humidité est très nettement supérieure au droit de la perforation du pare-vapeur, mettant en évidence l'infiltration d'humidité dans la paroi à cet endroit. En revanche, au milieu (T5_m, courbes orange) et à l'extérieur, on constate une très légère augmentation de la température, et une baisse de l'humidité relative. Les pressions de vapeur sont quant à elles homogènes. Ces constats montrent que la perforation génère un défaut de type « thermal leak » plutôt que « moisture leak ». La fuite fait augmenter l'humidité relative localement, mais celle-ci reste très inférieure à 80% et en-deçà des seuils de risques hygrothermiques. Ailleurs dans la paroi, la fuite fait diminuer l'humidité relative. Elle n'est donc pas source de risque accru dans les conditions expérimentales.

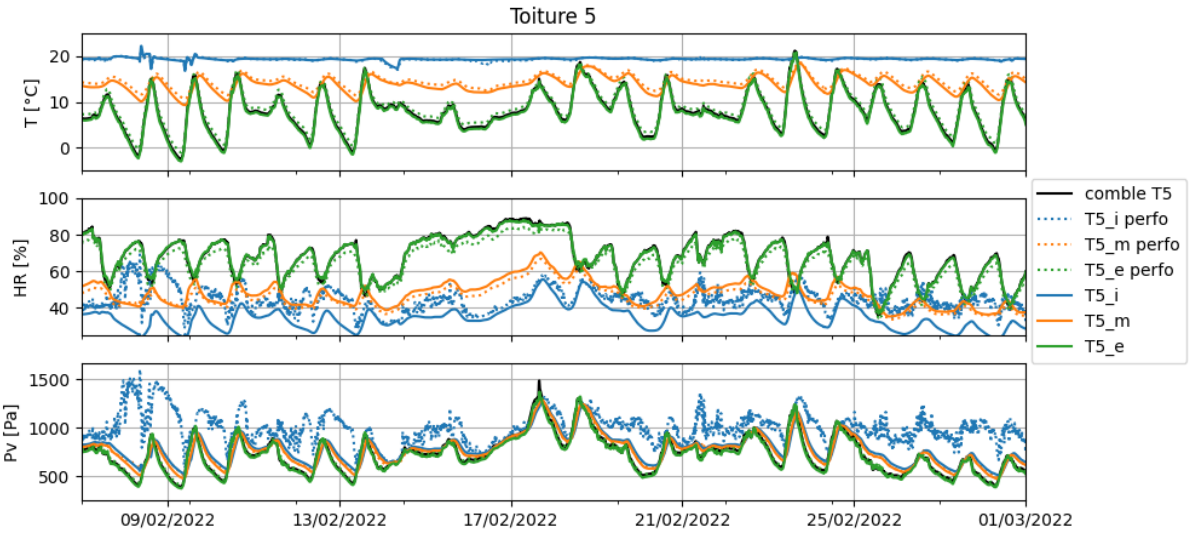


Figure 3 : conditions hygrothermiques mesurées au sein de la laine de roche (T5), en partie courante (traits pleins) et au droit de la perforation (pointillés)

La Figure 4 présente l'écart, pour chaque position (sous-face de l'isolant côté intérieur, milieu de l'isolant et surface côté extérieur), et chaque toiture, entre les grandeurs mesurées au droit de la perforation et au droit de la partie courante. L'écart est calculé suivant la formule :

$$\Delta X = X_{perforation} - X_{partie\ courante} \text{ pour } X \in (T, HR, Pv) \quad (1)$$

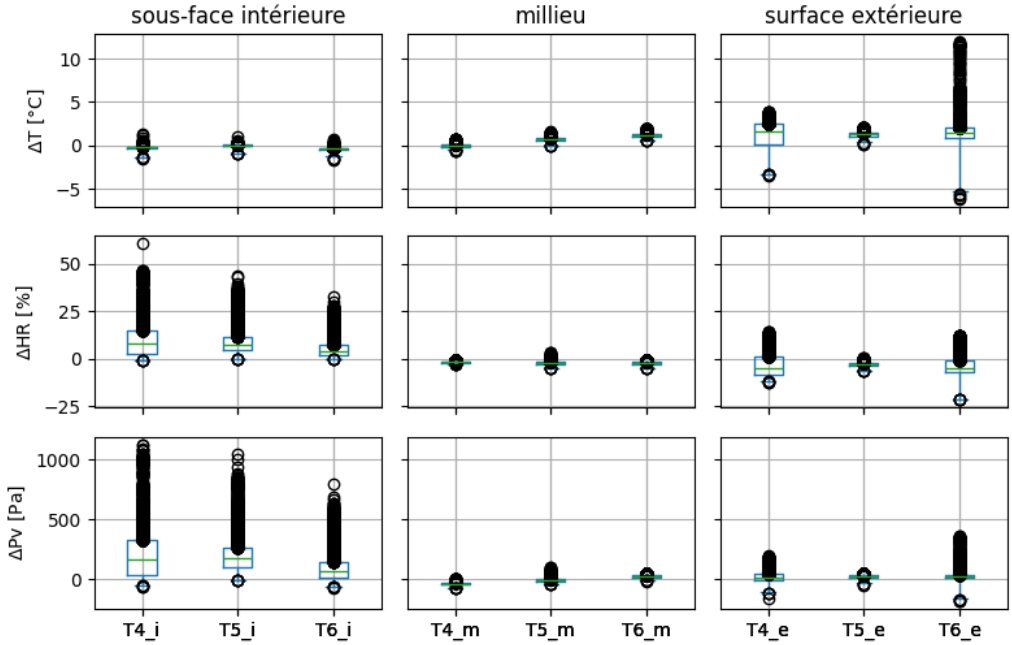


Figure 4 : écart de température, humidité relative et pression de vapeur entre la perforation et la partie courante, au sein des 3 isolants

Les résultats montrent que ce qui a été vu pour la toiture 5 (laine de roche) sont globalement valables pour les deux autres isolants :

- En sous-face de l'isolant, donc côté intérieur (graphes de gauche), l'humidité relative et la pression de vapeur sont toujours plus élevées au-droit de la perforation qu'en partie courante, alors que l'écart

en température reste négligeable en T4 et T5. En T6, on a une plus faible augmentation de pression de vapeur associée à une baisse de température difficile à expliquer.

- Au milieu de l'isolant, les écarts sont faibles par rapport aux autres positions ; une légère augmentation de la température est visible en T5 et T6.
- En surface extérieure de l'isolant, on note majoritairement une hausse de la température au droit de la perforation, associée à une diminution de l'humidité relative. L'écart de température est relativement dispersé, ce qui signifie qu'il varie dans une mesure significative ; les tracés temporels montrent un cycle jour-nuit marqué.
- Au milieu et côté extérieur, la pression de vapeur est relativement homogène entre zone perforée et partie courante ; on peut en conclure que l'humidité se répartit dans l'isolant et s'évacue vers l'extérieur, et ne se concentre pas au-dessus du point de fuite.

3. ÉTUDE NUMÉRIQUE

3.1. MODÈLES UTILISÉS

Le modèle de base utilisé est le modèle (H. M. Künzel 1995) par l'utilisation du logiciel *wufi*. Chaque section de paroi est modélisée en 1D. Les conditions aux limites imposées sont celles mesurées dans le volume chauffé d'une part, dans le comble perdu de l'autre, Dans la section non endommagée (partie courante), les phénomènes pris en compte sont la conduction thermique et la diffusion de vapeur (modèle classique). Dans la section perforée, plusieurs pistes de modélisation 1D sont comparées dans le cas de la toiture 5 (laine de roche). Le choix d'un modèle 1D permet de tester les possibilités existant pour les praticiens (bureaux d'études, architectes…)

Deux modèles sont disponibles pour tenir compte d'infiltration d'air humide dans la paroi en tant que terme source (*S*) venant s'ajouter au bilan de masse et/ou de chaleur des nœuds considérés. Le premier est une *source d'air*, caractérisée par son débit d'air (défini par un taux de renouvellement d'air *ACH*), l'épaisseur considérée (e_{couche}) et la température *T* et la concentration de vapeur *r* de l'air.

$$S_{chaleur} = \rho_{air} \cdot \frac{ACH}{3600} \cdot e_{couche} \cdot C_{p,air} \cdot (T_{int} - \overline{T_{couche}}) \quad (2)$$

$$S_{humidité} = \frac{ACH}{3600} \cdot e_{couche} \cdot (r_{int} - \overline{r_{couche}}) \quad (3)$$

Dans le cas considéré, la e_{couche}=1cm, et l'air est aux conditions du volume chauffé. Deux taux de renouvellement d'air ont été testés : 1 vol./h et 10 vol./h.

Le second modèle est le modèle dit d'*infiltration* ; il est décrit dans (H. Künzel et al. 2012) et suppose seulement une source d'humidité liée à la condensation : seule l'humidité supérieure au seuil de condensation est considérée. On considère que la fuite n'apporte pas de chaleur. Ce modèle est destiné à représenter les fuites dites « moisture leak ».

$$S_{humidité} = q_{air} \cdot \left(r_{int} - \overline{r_{sat,couche}}\right) \quad (4)$$

$$\text{avec } q_{air} = \frac{q_{50}}{50} \cdot \Delta P \text{ et } \Delta P = \rho_{air} \cdot \frac{T_{int} - T_{ext}}{T_{int}} \cdot g \cdot \frac{h}{2}$$

q_{50} étant un débit caractéristique à 50Pa, g l'accélération de la pesanteur, ρ_{air} la masse volumique de l'air. La hauteur de colonne d'air *h* a été prise égale à 5m et le débit d'air à 50Pa à 5m^3/h.m² (valeur par défaut dans *wufi* pour un bâtiment peu performant). Ces choix ont été faits afin de maximiser la source

potentielle d'humidité. La source a été placée soit côté intérieur, soit côté extérieur. Enfin, un calcul a été réalisé en supprimant le pare-vapeur du modèle.

Le Tableau 1 récapitule les paramètres des modèles étudiés et les nœuds où l'on place la source.

mdl_0	mdl_1	mdl_2	mdl_3	mdl_4
absence de pare-vapeur	*infiltration*, 1cm, côté intérieur	*infiltration*, 1cm, côté extérieur	*source d'air*, 1cm, côté intérieur, 1 vol./h	*source d'air*, 1cm, côté intérieur, 10 vol./h

Tableau 1 : nomenclature des modèles utilisés

3.2. ANALYSE ET DISCUSSION

La Figure 5 présente un zoom sur 3 jours sur les températures et humidités relatives mesurées (courbes en noir) et calculées, et la Figure 6 les valeurs moyennes journalières sur l'ensemble de la période, aux trois emplacements : sous-face intérieure, milieu, surface extérieure.

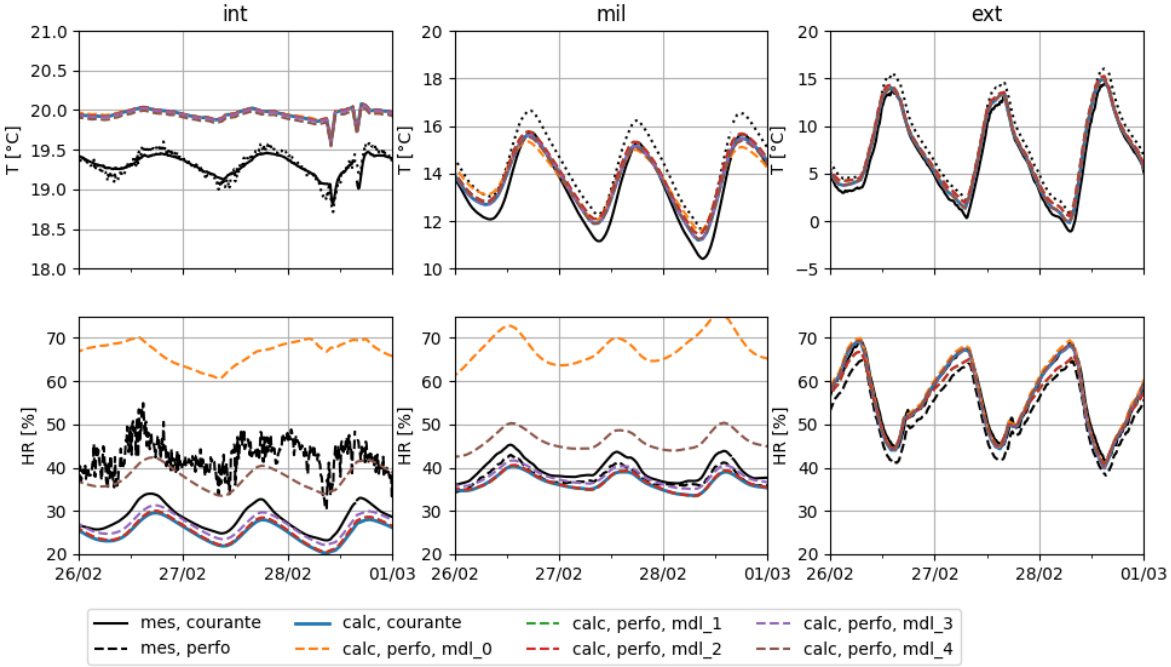


Figure 5 : températures et humidités relatives calculées et mesurées en T5, zoom sur 3 jours

L'analyse de ces deux figures amène aux mêmes constats, quelle que soit l'échelle de temps :

- Côté extérieur : les résultats sont dominés par les conditions aux limites, on note peu de différences entre les modèles, y compris en l'absence de pare-vapeur ; les températures sont légèrement surestimées en partie courante, et ni l'augmentation de température ni la baisse de l'humidité relative ne sont reproduites par les modèles utilisés pour la fuite d'air.
- Côté intérieur : les températures sont toutes surestimées ; l'écart est non significatif entre le modèle en partie courante et les modèles avec fuite, ce qui est conforme aux mesures. En revanche, le modèle sans pare-vapeur surestime très nettement l'humidité relative, et seul le modèle mdl_4 (*source d'air*, 10 vol./h) reproduit correctement l'augmentation de l'humidité à cette interface.
- Au milieu : en partie courante, la température est légèrement surestimée, en revanche aucun modèle de perforation ne génère d'augmentation. En l'absence de pare-vapeur l'humidité relative est fortement surestimée ; le mdl_4 surestime également l'humidité mais de manière plus modérée.

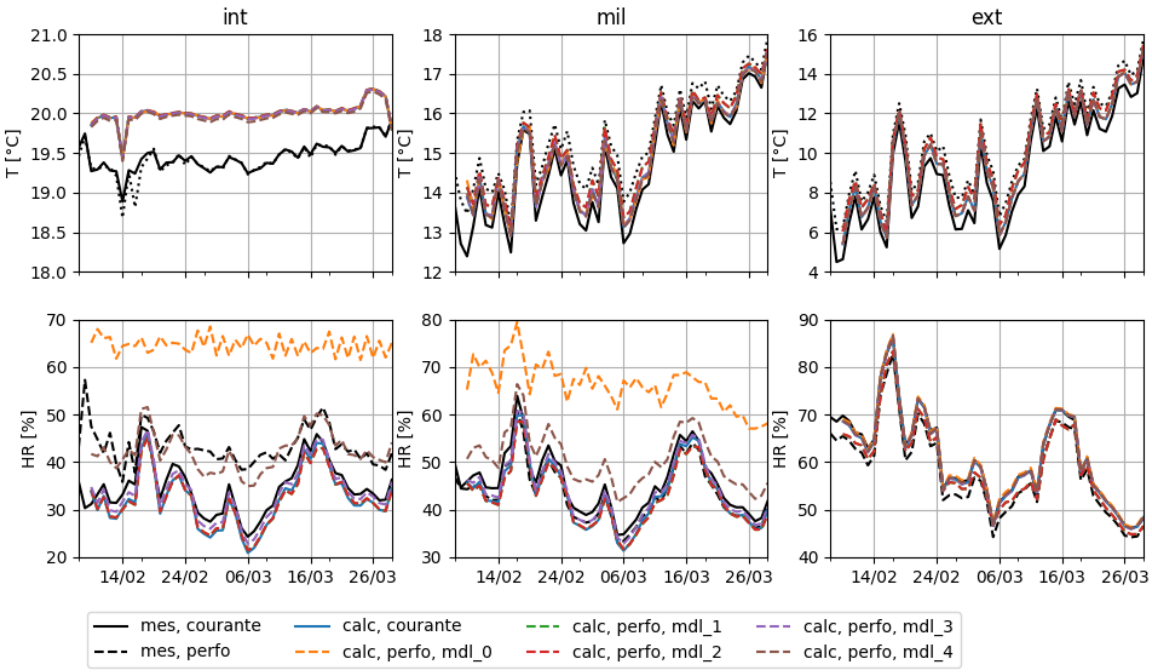


Figure 6 : températures et humidités relatives calculées et mesurées en T5, moyennes quotidiennes

Ainsi, aucun des modèles testés ne permet de reproduire parfaitement les phénomènes observés. Toutefois, le modèle de source d'air permet dans une certaine mesure de considérer l'apport d'humidité dans la paroi de manière locale. Mais le choix du débit d'air est un paramètre crucial, et celui-ci ne peut être aisément déterminé à l'avance. Les modèles d'infiltrations sont destinés à reproduire les conséquences d'une fuite de type « moisture leak » et ne sont pas adaptés ici. Enfin en 1D on ne peut pas assimiler une perforation de pare-vapeur à son absence totale.

(Wang et Ge 2017) comparent eux aussi ces deux approches de modélisation avec des mesures réalisées sur un mur, dans lequel de l'air est injecté avec un débit connu (mesuré). Les deux modèles sont capables de reproduire les mesures en un plan de la paroi (teneur en eau dans un panneau d'OSB) de manière satisfaisante, à condition de choisir correctement les paramètres (position de la source d'air, ou fraction du débit réellement impliqué dans la source de condensation dans le cas du modèle d'infiltration). La difficulté réside donc dans le juste choix de paramètres, le meilleur jeu de paramètres étant différent suivant non seulement la composition du mur, mais également son orientation.

4. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Ce travail a présenté des mesures hygrothermiques en conditions réelles dans des isolants placés en combles perdus, et montré, dans la configuration étudiée, qu'une perforation ponctuelle du pare-vapeur occasionnait une augmentation locale de l'humidité relative côté intérieur de l'isolant, mais pas d'accroissement des risques de condensation. Plusieurs pistes de modélisation ont été comparées en 1D, un modèle de type « source d'air » permet de retrouver partiellement les phénomènes observés. Ce travail pourrait être complété par une étude d'autres type de modèles, tel celui présenté par (Demouge et al. 2024). Une campagne de mesure similaire mais ajoutant une mesure de pression différentielle est prévue afin d'apporter des éléments de validation à ce dernier modèle.

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence (ANR-18-EURE-0016 – Solar Academy)

5. BIBLIOGRAPHIE

Belleudy, Clément, Ahmad Kayello, Monika Woloszyn, et Hua Ge. 2015. « Experimental and numerical investigations of the effects of air leakage on temperature and moisture fields in porous insulation » *Building and Environment* 94 Part 2: 457-66. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.10.009

Bjarløv, S. P., C. J. Johnston, et M. H. Hansen. 2016. « Hygrothermal conditions in cold, north facing attic spaces under the eaves with vapour-open roofing underlay in a cool, temperate climate ». *Building and Environment* 95: 272-82. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.09.009.

Demouge, Francois, Amandine Piot, et Xavier Faure. 2024. « Numerical simulation of a moisture leak ». *roomvent 2024* (Stockholm, Sweden), roomvent 2024, avril, id466. https://cea.hal.science/cea-04706846.

Desmarais, Guylaine, Dominique Derome, et Paul Fazio. 2000. « Mapping of Air Leakage in Exterior Wall Assemblies ». *Journal of Thermal Envelope and Building Science* 24 (2): 132-54. https://doi.org/10.1106/BWH8-9D3J-R939-957E.

Hansen, Thor, et Eva B. Møller. 2017. « Field measurements of moisture variation in cold ventilated attics with different ceiling constructions ». *Energy Procedia* 132: 801-6. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.10.023.

Janssens, Arnold. 1998. « Reliable Control of Interstitial Condensation in Leightweight Roof Systems ». PhD, Katholieke Universiteit Leuven.

Kalamees, Targo, et Jarek Kurnitski. 2010. « Moisture Convection Performance of External Walls and Roofs » *Journal of Building Physics* 33 (3): 225-47. https://doi.org/10.1177/1744259109343502

Künzel, H. M. 1995. « Simultaneous heat and moisture transport in building components - One- and two-dimensional calculation using simple parameters ». PhD, University of Stuttgart.

Künzel, Hartwig, Daniel Zirkelbach, et Beate Schafaczek. 2012. « Modelling the Effect of Air Leakage in Hygrothermal Envelope Simulation ». *Proceedings BEST3 Conference Atlanta* (Atlanta)..

Mélois, Adeline Bailly, Bassam Moujalled, Gaëlle Guyot, et Valérie Leprince. 2019. « Improving building envelope knowledge from analysis of 219,000 certified on-site air leakage measurements in France ». *Building and Environment* 159: 106145. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.05.023.

Moujalled, Bassam, Sylvain Berthault, Andrés Litvak, Valérie Leprince, et Gilles Frances. 2019. « Assessment of long-term and mid-term building airtightness durability: field study of 61 French low energy single-family dwellings ». *40th AIVC - 8th TightVent - 6th venticool Conference* (Ghent, Belgium), octobre. https://hal.science/hal-02335753.

Richter, Jan, Kamil Staněk, Jan Tywoniak, et Pavel Kopecký. 2020. « Moisture-Safe Cold Attics in Humid Climates of Europe and North America ». *Energies* 13 (15). https://doi.org/10.3390/en13153856.

Wang, Lin, et Hua Ge. 2017. « Effect of Air Leakage on the Hygrothermal Performance of Highly Insulated Wood Frame Walls: Comparison of Air Leakage Modelling Methods ». *Building and Environment* 123 (octobre): 363-77. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.07.012.

Étude expérimentale du comportement hygrothermique d'une maison en paille occupée

Jordy Rabetanetiarimanana[1], Soizic Gibeaux[1], Thibaut Lecompte [1], Thibaut Colinart [1,*]

[1]Univ. Bretagne Sud, UMR CNRS 6027, IRDL, F-56100 Lorient, France
Rue de Saint Maudé, 56100 Lorient.
***thibaut.colinart@univ-ubs.fr**

RÉSUMÉ. Cet article présente une étude expérimentale à long terme du comportement hygrothermique d'une maison à ossature bois dans laquelle des bottes de paille ont été utilisées comme remplissage des murs et du toit. La température et l'humidité relative sont mesurées en dix différents points de l'enveloppe selon différentes orientations. Le suivi s'est déroulé sur cinq ans afin de saisir les variations saisonnières et l'évolution temporelle plausible du comportement hygrothermique. Les paramètres de qualité de l'air intérieur (température, humidité relative, concentration en CO2) sont mesurés dans une cuisine ouverte au rez-de-chaussée et au niveau d'un palier à l'étage. L'analyse a montré que le confort thermique des occupants est potentiellement garanti, tant en hiver qu'en été. Les résultats montrent que l'enveloppe en paille a une excellente capacité à amortir les variations de la température intérieure, même lors de fluctuations climatiques extérieures extrêmes, et donc à améliorer le confort intérieur.

MOTS-CLÉS. Maison en paille, performance hygrothermique, confort hygrothermique

ABSTRACT. This paper presents a long-term monitoring study performed on an occupied timber-frame building in which straw bales were used as wall and roof filling. Temperature and relative humidity are measured in ten locations within straw bale walls with different orientations. The monitoring took place over five years to capture seasonal variations and plausible temporal evolution of hygrothermal behavior and durability. In addition, indoor air quality parameters (temperature, relative humidity, CO2 concentration) are measured in an open living room and in a landing. This case study confirms the potential of straw bale low-energy construction in providing thermal comfort and a durable building fabric while minimizing the whole-life carbon of buildings.

KEYWORDS. Straw bale house, hygrothermal performance, hygrothermal comfort

1. INTRODUCTION

Ces dernières années, la construction bas carbone s'est imposée comme une approche essentielle pour atténuer les impacts environnementaux et les besoins énergétiques du secteur de la construction. Afin de décarboner ce secteur, les matériaux biosourcés tels que la paille sont de plus en plus utilisés. La paille a été utilisée pour la première fois dans la construction vers 1880 dans le Nebraska (D'Alessandro et al., 2017) et a refait son apparition dans les années 1980 (Wall et al., 2012). En France, la première maison en bottes de paille a été construite en 1921 (Douzane et al., 2016). Au cours des dernières décennies, les maisons en bottes de paille ont suscité un intérêt croissant en raison de nombreux avantages (Douzane et al., 2016). Tout d'abord, la paille est bon marché et facilement accessible. En France, le potentiel national de paille récoltable était estimé à 25 millions de tonnes en 2020. De plus, l'utilisation de la paille dans la construction est un moyen de la valoriser par le recyclage (Ashour et al., 2011; Wall et al., 2012). La paille possède également des propriétés thermiques intéressantes, telles qu'une conductivité thermique relativement faible. Par exemple, si les tiges de paille sont parallèles

au flux thermique et pour une densité donnée, la conductivité thermique est de l'ordre de 0,05 W/mK (D'Alessandro et al., 2017), 0,0723 W/mK (Douzane et al., 2016) et 0,0939 W/mK (Gallegos-Ortega et al., 2017). Ces valeurs sont bien sûr supérieures à celles des matériaux isolants conventionnels (XPS, EPS, laine de verre). Mais la paille est préparée sous forme de bottes dont l'épaisseur garantit une résistance thermique élevée (Chen et al., 2024). Ce conditionnement implique que les bottes de paille soient principalement utilisées comme matériaux de remplissage dans les bâtiments à ossature bois (Rota Font et al., 2024).

Au cours des deux dernières décennies, de nombreuses études ont visé à évaluer le comportement hygrothermique et/ou les performances thermiques de ce type de bâtiment. (Ashour et al., 2011) a mesuré la température et l'humidité relative à l'intérieur d'une maison à ossature bois et parois en bottes de paille en Bavière (Allemagne) pendant une période de 450 heures. Les résultats montrent que les murs en paille atténuent les pics extrêmes de température extérieure et que la migration de l'humidité relative de l'extérieur vers l'intérieur de la paille est très lente. (Douzane et al., 2016) a étudié les performances thermiques et hygriques d'une maison en Picardie, en France, sur une période de 14 mois. Les résultats montrent que la température intérieure se stabilise entre 20 °C et 25 °C en été comme en hiver. Malgré les fluctuations de l'humidité relative extérieure, l'humidité relative intérieure ne varie qu'entre 40 % et 60 %. L'analyse des données enregistrées sur la façade sud en été montre un déphasage de 6 heures et un amortissement de 91 %. Pour la façade nord, l'humidité relative de la paille reste autour de 40 % à une profondeur de 500 mm, même lorsque l'humidité relative extérieure atteint 100%. Enfin, l'analyse du confort basée sur le modèle de Bragger combiné au modèle de Fauconnier (Fauconnier, 1992) montre un niveau d'inconfort de 26% à 32% pour un niveau de satisfaction de 80 % à 90 %. De même, les travaux menés par (Miljan et al., 2017) ont mis en évidence que les murs en bottes de paille peuvent être utilisés dans des régions où les hivers sont rigoureux, comme en Estonie. À Tecate, au Mexique, (Gallegos-Ortega et al., 2017) a surveillé un bâtiment pendant 66 jours en été. Les résultats ont montré un amortissement de 93,6 % et un déphasage de 9,12 h. Une fois encore, une enveloppe de bâtiment en bottes de paille peut offrir un confort aux occupants, la température intérieure se stabilisant autour de 25 °C alors que la température extérieure varie entre 14 et 28 °C.

En ce qui concerne la durabilité des murs en paille, (Chen et al., 2024) mentionne que l'épaisseur importante des murs peut entraîner des problèmes de moisissure, en particulier dans les environnements froids et humides. Néanmoins, l'inspection visuelle de l'intérieur du mur en bottes de paille réalisée par (Thomson and Walker, 2014) après trois ans d'utilisation a montré qu'aucun signe de dégradation n'était visible dans leur cellule expérimentale située à Liskeard Cornwall (Royaume-Uni), une région exposée à de fortes précipitations. En outre, leurs analyses en laboratoire ont également mis en évidence qu'une condition cyclique (28 jours avec une humidité élevée et 14 jours dans un environnement sec) ne compromet pas la durabilité.
Le nombre de cas d'études sur les constructions en paille reste cependant limité et porte sur des périodes trop courtes pour permettre de comprendre leur comportement hygrothermique et leurs performances à long terme en vue de valider leur adoption à plus grande échelle. Dans cette optique, cet article décrit le suivi sur cinq ans d'un bâtiment à ossature bois, avec des murs en bottes de paille, situé à Vannes, en France, dans des conditions réelles. L'objectif est de vérifier les performances hygrothermiques à long terme et d'analyser la durabilité des murs en paille.

2. MÉTHODOLOGIE

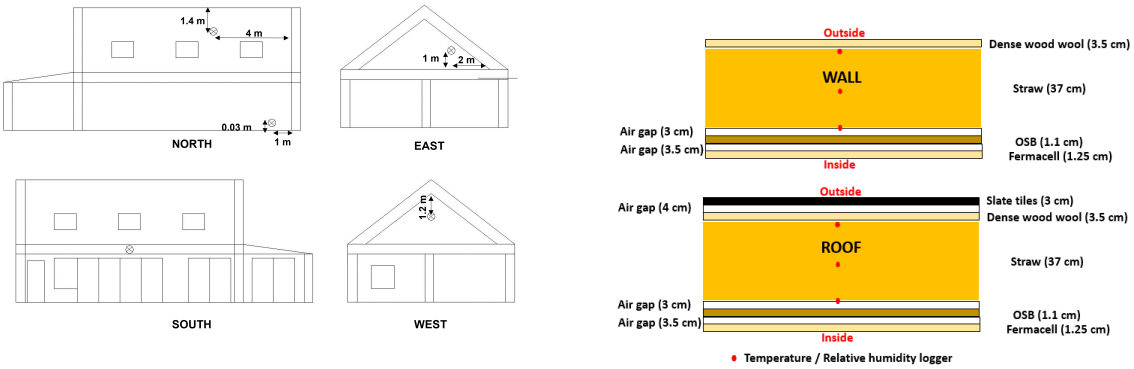
2.1. DESCRIPTION DU BÂTIMENT ET DU SUIVI

Le bâtiment étudié est une maison individuelle R+1 construite en 2021 près de Vannes (climat océanique), de dimensions 15,5 × 8,5 m pour une surface de 140 m². Les murs et la toiture sont isolés par 37 cm de bottes de paille (figure 1b), avec une transmittance thermique $U = 0,11 W.m^{-2}.K^{-1}$. Orientée est–ouest, elle présente des ouvertures majoritairement au sud, dont des velux en toiture et des fenêtres au rez-de-chaussé protégées du rayonnement solaire par un débord de toiture d'environ 1m. Ces éléments vitrés disposent de stores occultants à commande manuelle. Enfin, elle est équipée d'un plancher chauffant, de radiateurs électrique et d'une VMC.

Dix capteurs de température et d'humidité (HOBO S-THB-M008, ±0,21 °C ; ±2,5 %) connectés à des micro-stations HOBO H21-002 sont intégrés dans l'enveloppe afin d'analyser le comportement hygrothermique de la paille. Ici, toutes les orientations des murs sont étudiées, ce qui constitue l'originalité de ce travail. Les positions des capteurs dans les murs et le toit sont indiquées dans la figure 1a. Deux enregistreurs HOBO MX1102 fournissent des mesures de la température et de l'humidité relative intérieures, ainsi que de la concentration de CO2 dans un salon ouvert et dans un palier. Les précisions sont de ±0,21 °C pour la température et de ±2 % pour l'humidité relative. Une station météorologique (composée de capteurs HOBO) mesure les conditions extérieures autour du bâtiment (température et humidité relative de l'air, vitesse et direction du vent, rayonnement solaire horizontal global). De plus, il est possible d'accéder aux données d'une station météorologique située à 5 km du bâtiment étudié. Pour l'ensemble des capteurs, les données sont enregistrées toutes les 15 minutes.

La campagne expérimentale a débuté à la fin de la construction du bâtiment (en juillet 2021) et s'est déroulée sur plus de quatre ans (jusqu'en février 2026). Pendant cette periode, le logement est occupé par une famille de 4 personnes, dont le comportement n'est pas suivi (tant sur les consignes de chauffage en hiver que sur la gestion des apports solaires en été).

Comme c'est souvent le cas pour les expériences à long terme, certains problèmes de mesure sont survenus pendant la période de surveillance et certaines données sont manquantes en raison de défaillances dans l'acquisition des données et de coupures de courant, en particulier pour les



(a) (b)

Figure 1 : *Emplacement des capteurs dans le mur (a) et composition du mur et du toit (b)*

données ambiantes intérieures.

2.2. MÉTHODES D'ANALYSE

La température et l'humidité relative pendant la période de surveillance ont été analysées. Ensuite, le déphasage et le taux d'amortissement du mur en bottes de paille ont également été calculés à partir des mesures. Enfin, le risque de développement de moisissures a été évalué de manière globale en comparant la température et l'humidité relative mesurées localement à la courbe isoplèthe définissant les conditions critiques pour le développement de moisissures. Ici, la courbe isoplèthe de l'Institut Fraunhofer (Eq(1)) a été utilisée (Sedlbauer et al., 2011).

$$RH_{critique} = 0.0001 \times T^3 + 0.0286 \times T^2 - 1.817 \times T + 100 \quad (1)$$

L'indicateur TOW (time of wetness), défini comme le temps cumulé durant lequel les conditions critiques sont dépassées, est évalué. Néanmoins, l'indicateur TOW ne tient pas compte du déclin de la moisissure dans des conditions défavorables. Pour pallier cette limite et affiner l'évaluation de la croissance de la moisissure, celle-ci est prédite à l'aide de l'indice M défini dans le modèle VTT (Viitanen et al., 2011). L'indice M, qui varie de 0 à 6, quantifie le niveau de croissance des moisissures.

3. RÉSULTATS

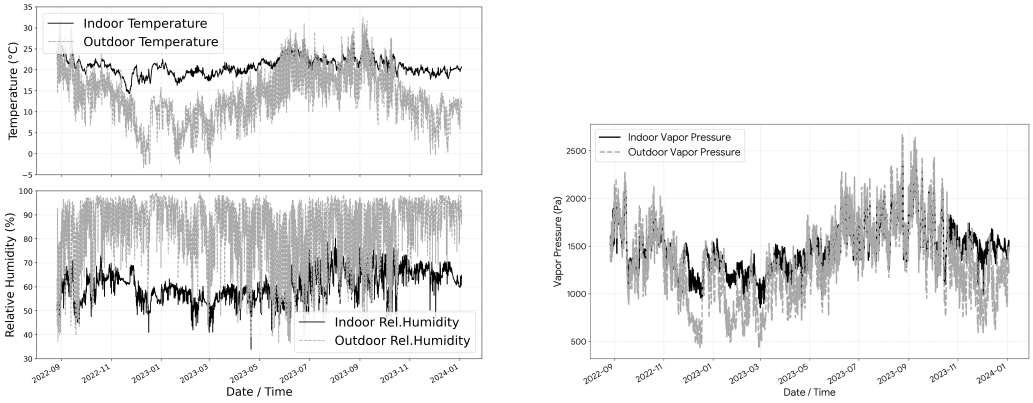
3.1. PERFORMANCE HYGROTHERMIQUE DU BÂTIMENT

La figure 2a illustre les températures moyennes quotidiennes extérieures et intérieures au premier étage ainsi que les humidités relatives enregistrées entre août 2022 et décembre 2023. On remarque que la température intérieure est stable autour de 20,2 °C, tandis qu'à l'extérieur, elle varie entre -1 °C en hiver et 25,7 °C en été. Cette stabilité ne résulte pas uniquement de l'enveloppe, mais également du chauffage en période hivernale et d'une gestion efficace des protections solaires en été. L'humidité relative est stable autour de 60 %, malgré les fluctuations à l'extérieur. La figure 2b présente l'évolution de la pression de vapeur à l'intérieur et à l'extérieur au premier étage. On observe qu'en hiver (décembre–mars), la pression de vapeur intérieure dépasse souvent la pression extérieure, avec une différence de l'ordre de 1013,2 Pa. Cet écart s'explique par le chauffage, la production interne de vapeur (activités, occupants) et une ventilation limitée. Le pare-vapeur freine également la diffusion vers les parois, pouvant accentuer temporairement cette pression. En été (juillet), la pression extérieure devient légèrement supérieure, indiquant une inversion ponctuelle des flux de vapeur.

Comme l'occupation n'a pas pu être évaluée, il n'est pas possible d'évaluer le confort hygrothermique à l'aide d'un diagramme psychrométrique ou de modèles adaptatifs en occupation. Néanmoins, l'évolution de la température intérieure et de l'humidité relative laisse penser que le confort hygrothermique pourrait être atteint. Cela est confirmé par les occupants lors d'un entretien.

Ce confort hygrothermique est notamment atteint pendant l'été, lorsque les murs en bottes de paille permettent d'atténuer les pics de température extérieure élevés. Par exemple, en juillet 2022, la température extérieure a atteint 41 °C, contre 27,5 °C à l'intérieur. Cela s'explique, entre autres phénomènes thermiques, par l'inertie thermique de l'enveloppe du bâtiment. Le déphasage et l'amortissement sont évalués pendant cette période, comme le montre la figure 3. Un déphasage d'environ 3 heures et un taux d'amortissement de 11,8 % sont observés entre la température extérieure et la température intérieure. Ce résultat est inférieur à celui rapporté

dans la littérature. Par exemple, (Douzane et al., 2016) rapportent un déphasage de 7 heures et un amortissement de 9 %. De même, (Gallegos-Ortega et al., 2017) observe un déphasage de 9,12 heures et un amortissement de 6,4 % pendant la période estivale dans une maison en ballots de paille au Mexique.



(a) (b)

Figure 2 : *Évolution des températures extérieures et intérieures (Niveau 1) et des humidités relatives (a) et de la pression de vapeur (b)*

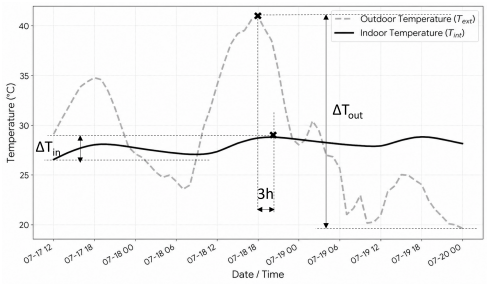


Figure 3 : *Évolution du déphasage et de l'amortissement (Niveau 0) pendant 3 jours au cours de l'été 2022*

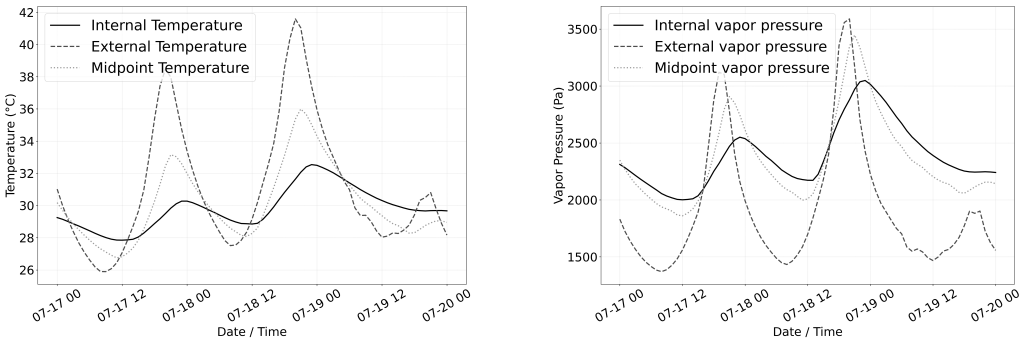
3.2. PERFORMANCES HYGROTHERMIQUES DU MUR EN BOTTES DE PAILLE

Les figures 4a et 4b montrent respectivement l'évolution de la température et de la pression de vapeur à différentes profondeurs du mur orienté vers l'ouest. La figure 4a met en évidence un comportement estival performant du mur. Les fortes amplitudes journalières observées à l'extérieur sont nettement atténuées au cœur de la botte de paille, puis encore davantage côté intérieur, traduisant un effet d'amortissement thermique significatif. Par exemple, l'amplitude extérieure, pouvant atteindre 42 °C, est amortie du côté intérieur, où la température maximale demeure inférieure d'environ 10 °C à la valeur extérieure. Un déphasage est également observé entre les pics extérieurs et intérieurs, traduisant l'inertie thermique du matériau. Ce double effet d'amortissement et de déphasage limite les surchauffes et assure une stabilité thermique favorable au confort intérieur. Pour ce mur ouest, le facteur d'amortissement mesuré (29 %) et le déphasage (2,25 h) s'écartent nettement des valeurs théoriques de la norme EN ISO 13786 (32,8% et 9,85 h). Cet écart s'explique par des effets non pris en compte par le modèle unidimensionnel, tels que la présence de ponts thermiques locaux (ossature bois), l'influence de

l'humidité de la paille sur sa conductivité thermique, ainsi que des sollicitations thermiques non périodiques et non sinusoïdales.

Concernant la pression de vapeur (figure 4b), on constate également une atténuation de l'amplitude extérieure du côté intérieur. Le comportement de la pression de vapeur est principalement déterminé par les variations de température, car l'humidité relative ne varie pas beaucoup. À proximité de l'extérieur, l'humidité relative augmente ponctuellement avec la température, ce qui met en évidence l'évaporation locale de l'humidité adsorbée par la paille (Colinart et al., 2017). Néanmoins, cette vapeur n'a pas le temps de diffuser ailleurs dans la botte de paille et est réadsorbée localement par la paille dès que la température diminue.

Lorsqu'on analyse les données relatives aux murs orientés nord et sud, on obtient respectivement un déphasage de 1,25 h et 8,25 h, et un facteur d'amortissement de 35 %. Ces valeurs diffèrent des valeurs théoriques. Néanmoins, les capteurs de ces murs sont situés à des emplacements singuliers (près du sol pour le mur nord et juste au-dessus des fenêtres pour le mur sud - voir figure 1a) où les hypothèses requises par la norme EN ISO 13786 ne prévalent pas. Pour le mur sud, le fort rayonnement solaire et les ponts thermiques locaux peuvent influencer l'analyse. Pour le mur nord, on note des niveaux d'humidité élevés, qui modifient les propriétés thermiques de la paille et entraînent un couplage accru entre le transfert de chaleur et le transfert d'humidité.



(a) (b)

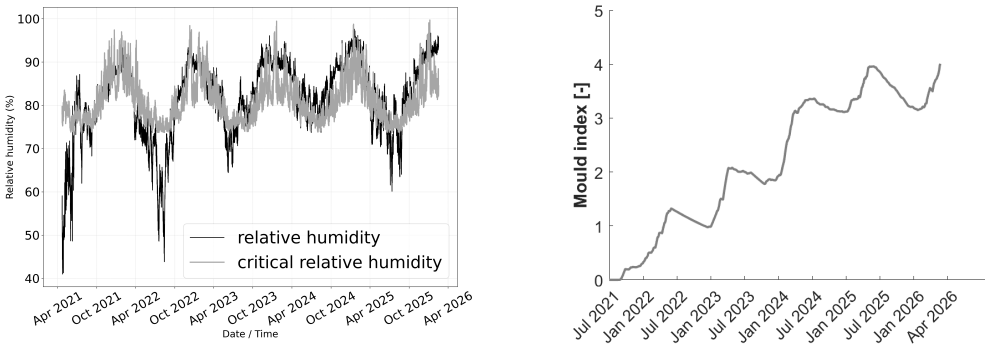
Figure 4 : *Évolution des températures (a) et de la pression de vapeur (b) sur la façade ouest*

3.3. ANALYSE DU RISQUE DE DÉVELOPPEMENT DE MOISISSURES

La durabilité d'un mur en paille dépend du type d'environnement dans lequel il se trouve. Il est donc essentiel de comparer l'humidité relative mesurée à différents endroits avec l'humidité relative critique évaluée à partir de la température mesurée pour chaque intervalle de temps. Un exemple de comparaison est présenté à la figure 5a pour un capteur situé dans le mur nord, à l'interface entre la paille et le revêtement extérieur. Le dépassement se produit pendant plus d'un tiers de l'année. L'air emprisonné dans le mur est souvent saturé d'humidité ou proche de la saturation. Par conséquent, pour la 1ère, 2ème et 3ème année, l'indicateur TOW est respectivement de 126 jours, 150 jours et 290 jours. Sur la paille, ce processus favorise la croissance de moisissures. Selon la figure 5b, l'indice de moisissure M a été initialement fixé à 0 et atteint 4 après 3 ans et 9 mois. (Johansson et al., 2013) indique que même dans un environnement défavorable à la croissance, les spores et certaines structures fongiques ne disparaissent pas et peuvent recommencer à coloniser les surfaces lorsque le taux d'humidité augmente à nouveau. Cela se vérifie dans notre situation, où l'arrivée de l'été ne suffit pas à faire disparaître

les moisissures, qui continuent de se développer chaque année. Un tel indice M indique une couverture de moisissure de 10 % à 50 % si le matériau est en contact direct avec l'air. Pour les interfaces et les surfaces qui ne sont pas en contact direct avec l'air intérieur, (Viitanen et al., 2011) suggère d'utiliser l'indice M comme seuil au-delà duquel le risque de développement de moisissures n'est pas acceptable. Par exemple, (Marincioni and Bradshaw, 2023) suggère que $M > 2$ représente un risque potentiel et nécessite une évaluation plus approfondie, tandis que $M > 3$ doit être évité. Ces valeurs prudentes ont été recommandées afin de garantir la sécurité de la conception.

(Thomson and Walker, 2014) a utilisé la courbe isoplèthe pour voir à quelle fréquence le seuil critique d'humidité était dépassé. Leurs résultats indiquent que pour un point situé dans la zone de croissance des moisissures, la teneur en humidité mesurée est égale à 28,4 %, bien qu'aucun signe de décomposition ne soit visible. Cependant, selon la littérature, la croissance des moisissures commence à une teneur en humidité supérieure à 20 % ou une humidité relative supérieure à 70 %. Par conséquent, dans notre cas, une inspection visuelle est prévue dans les prochains mois afin de confirmer ou d'infirmer la présence de moisissures à cet endroit. Il convient de noter que cet emplacement est le plus critique du bâtiment : le mur nord n'est logiquement pas exposé au rayonnement solaire et le bas du mur est très proche de la végétation, ce qui entrave la convection de l'air, maintient un niveau d'humidité relative extérieur plus élevé et empêche ainsi le mur de sécher. Pour la façade ouest, on observe un dépassement moindre, ce qui donne un indice de moisissure M de 0,02 à la fin de la période étudiée. Pour toutes les autres façades, aucun risque n'est constaté, ce qui souligne la durabilité des murs.



(a) (b)

Figure 5 : *Évolution de l'humidité relative (a) et de l'indice M (b) sur la façade nord*

4. CONCLUSION

Cette étude a analysé le comportement hygrothermique et la durabilité d'une maison en bottes de paille à l'aide de capteurs intégrés dans les murs ou placés dans la pièce. Les résultats ont montré que le confort hygrothermique est atteint dans le bâtiment, même pendant les vagues de chaleur. Cela s'explique notamment par l'inertie thermique de l'enveloppe du bâtiment, qui permet d'amortir la vague de chaleur. Néanmoins, la contribution de certaines parties spécifiques du mur devient plus importante et nécessite une attention particulière. C'est notamment le cas de la partie inférieure ombragée de la façade nord, où l'on observe des niveaux d'humidité relative élevés. Selon le modèle VTT, des niveaux élevés de moisissure sont à prévoir. Des inspections visuelles sont prévues pour confirmer ou infirmer ce risque. Les travaux futurs se concentreront sur la modélisation du comportement hygrothermique de cette maison, d'abord à l'échelle du

mur, puis à l'échelle du bâtiment.

BIBLIOGRAPHIE

Ashour, T., Georg, H., and Wu, W. (2011). Performance of straw bale wall : A case of study. *Energy and Buildings*, 43(8) :1960–1967.

Chen, Y., Wang, X. A., Li, D., Rodrigue, D., and Gosselin, L. (2024). Hygrothermal performance of straw bales split-insulation wall assembly in cold and humid climates. *Energy and Buildings*, 307 :113974.

Colinart, T., Glouannec, P., Bendouma, M., and Chauvelon, P. (2017). Temperature dependence of sorption isotherm of hygroscopic building materials. part 2 : Influence on hygrothermal behavior of hemp concrete. *Energy and Buildings*, 152 :42–51.

Douzane, O., Promis, G., Roucoult, J.-M., Le, A.-D. T., and Langlet, T. (2016). Hygrothermal performance of a straw bale building : In situ and laboratory investigations. *Journal of Building Engineering*, 8 :91–98.

D'Alessandro, F., Bianchi, F., Baldinelli, G., Rotili, A., and Schiavoni, S. (2017). Straw bale constructions : Laboratory, in field and numerical assessment of energy and environmental performance. *Journal of Building Engineering*, 11 :56–68.

Fauconnier, R. (1992). *L'action de l'humidite de l'air sur la sante dans les bâtiments tertiaires*. Environmental science.

Gallegos-Ortega, R., Magaña-Guzmán, T., Reyes-López, J. A., and Romero-Hernández, M. S. (2017). Thermal behavior of a straw bale building from data obtained in situ. a case in northwestern méxico. *Building and Environment*, 124 :336–341.

Johansson, P., Bok, G., and Ekstrand-Tobin, A. (2013). The effect of cyclic moisture and temperature on mould growth on wood compared to steady state conditions. *Building and Environment*, 65 :178–184.

Marincioni, V. and Bradshaw, F. (2023). A long-term monitoring study on the thermal comfort and durability of a straw bale passivhaus cottage. In *E3S Web of Conferences*, volume 396, page 01065. EDP Sciences.

Miljan, M.-J., Allikmäe, R., Jürgenson, A., Miljan, M., and Miljan, J. (2017). Hygrothermal behaviour of the timber-framed sauna with straw-bale walls. *CIVIL ENGINEERING 17*, page 124.

Rota Font, F., Ciriano Nogales, Y., Temes Mendoza, D., Vallbé Mumbrú, M., Barbeta Solà, G., and De Felipe Blanch, J. J. (2024). In-situ thermal performance of straw bale building in relation to fiber orientation.

Sedlbauer, K., Hofbauer, W., Krueger, N., Mayer, F., and Breuer, K. (2011). Material specific isopleth-systems as valuable tools for the assessment of the durability of building materials against mould infestation-the" isopleth-traffic light".

Thomson, A. and Walker, P. (2014). Durability characteristics of straw bales in building envelopes. *Construction and Building Materials*, 68 :135–141.

Viitanen, H., Ojanen, T., Peuhkuri, R., Vinha, J., Lähdesmäki, K., and Salminen, K. (2011). Mould growth modelling to evaluate durability of materials. In *12th International Conference on Durability of Building Materials and Components, XII DBMC*, pages 409–416. FEUP Edições.

Wall, K., Walker, P., Gross, C., White, C., and Mander, T. (2012). Development and testing of a prototype straw bale house. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Construction Materials*, 165(6) :377–384.

Updating and improving a typical meteorological years set for La Reunion Island : transformation, quality assessment and feedback

Tina Arizo Randrianantenaina[1*], Charles Voivret[1], Mathieu David[1], Marie-Dominique Leroux[2], Clotilde Dubois[2]

[1]Laboratoire Piment, Université de La Réunion
97410 Saint Pierre
[2]Météo France Réunion
97490 Saint-Denis
[*]**tina-arizo.randrianantenaina@univ-reunion.fr**

RÉSUMÉ. Cette étude présente le développement d'une méthodologie et d'un outil dédié à la génération de nouvelles Années Météorologiques Types (TMY) pour La Réunion, conformément à la norme ISO 15927-4. L'objectif est d'améliorer la fiabilité des simulations énergétiques des bâtiments, essentielles pour réduire les besoins en climatisation tout en garantissant le confort dans un contexte tropical. Les travaux s'appuient sur des données issues de stations météorologiques locales, dont la qualité et la continuité varient dans le temps. L'analyse met en évidence un compromis doit être trouvé entre la robustesse statistique offerte par de longues séries temporelles et la nécessité d'une couverture spatiale suffisante pour représenter les nombreux microclimats de l'île, ainsi que les évolutions climatiques récentes.

MOTS-CLÉS. Années Météorologiques Typiques, Représentativité climatique, descente d'échelle temporelle

ABSTRACT. This study presents a methodology and a tool developed to create up-to-date TMY weather files for Reunion Island. Reliability of climate data inputs is crucial for building energy simulation in order to ensure its performance. It is particularly worthy for La Réunion, a French tropical island, where there is a need to reduce cooling needs while ensuring comfortable conditions at low energy cost. However, outdated typical meteorological years (TMY) are still used in the territory, limiting the reliability of simulations. Therefore, this paper reports an effort to generate a new set of TMY. The set should be representative of : 1) the numerous microclimates and 2) climate change over the last decade. We develop a dedicated tool to transform weather data into TMY according to ISO 15927-4 standard and perform quality checks. The data originates from the weather stations that are representative of a specific location, but the quality changes over time. Thus, only about ten meteorological stations comply with the standard requirements. This highlights the trade-off between strict adherence to climate representativeness and spatial coverage across the island. While longer time series improve statistical robustness, a moderate relaxation of the temporal requirement significantly increases the number of spatially distributed stations, which is particularly relevant in a context characterized by strong microclimatic variability, like in La Réunion.

KEYWORDS. Typical Meteorological Years, climate representativeness, climate data input

1. INTRODUCTION

Climate input data are a fundamental inputs of building performance simulation, as simulation results are highly sensitive to the quality, representativeness, and temporal resolution of the climatic variables used (Hong et al., 2012). Studies have shown that uncertainties in climate input data can significantly affect predicted heating and cooling loads, indoor comfort assessment, and the size of building energy systems (de Wilde and Tian, 2009) (Nik, 2012). Consequently,

the reliability of building energy simulations strongly depends on the suitability of the climate data sets used.

This issue is particularly critical in the context of the energy transition, which leverage optimized building design to reduce energy demand and accurate sizing of local renewable energy systems (International Energy Agency, 2019). Errors in climate representation can lead to suboptimal design decisions, reduced system performance. In territories where energy systems are isolated, such as non-interconnected islands, like La reunion, such errors are compensated by the grid that generally depend on imported fossil energy sources.

In this context, La Réunion Island represents a highly challenging case study due to its complex climatic conditions. Covering approximately 2,512 km^2, the island is characterized by steep topography and strong land–sea interactions, resulting in pronounced spatial variability in temperature, wind, humidity, and solar radiation, and nearly 80 identified microclimates (Météo-France, 2020). However, local building performance studies typically rely on a limited number of climate input datasets, which are insufficient to capture this high level of variability. Widely used sources such as PVGIS or Meteonorm are based on satellite products or large-scale numerical weather models with grid resolutions on the order of 5–10 km. At this scale, La Réunion is represented by only a few grid cells (typically fewer than 10 pixels depending on the dataset), which is inadequate to resolve its microclimatic gradients. This coarse spatial representation may therefore lead to non-representative climatic inputs for local building simulations (Hofmann and Remund, 2016). Moreover, the climatic files currently used in the territory originate from work conducted in 2006 (David, 2006) and are still distributed through the PERENE thermal and energy design guide (Programme PERENE, 2009). Within this framework, the PERENE program divided La Réunion into four climatic zones and produced 31 reference meteorological years, of which only eight correspond to typical meteorological years. Two files consist of complete measured years (2011 and 2013), while the remaining 21 are incomplete due to missing humidity or wind parameters.

Typical Meteorological Year (TMY) datasets are widely used to represent “typical” climatic conditions for building energy simulations (Wilcox and Marion, 2008). The ISO 15927-4 standard provides a methodological framework for generating TMY datasets based on long-term meteorological observations (International Organization for Standardization, 2005). However, most existing TMY datasets are static and do not reflect recent climatic trends or year-to-year variability, which limits their relevance in the context of climate change (Jentsch et al., 2008). Therefore, there is a growing need for flexible TMY generation approaches that allow the creation of updated datasets regularly.

In La Réunion, measured meteorological station data offer high accuracy and direct local relevance, but often suffer from missing values and limited spatial coverage. Consequently, this paper focuses on the generation of TMY datasets based on meteorological station data and on evaluating how the recommendations of ISO 15927-4 can be fulfilled using the available observations.

The paper is structured as follows. First, the climate data source is presented, along with the methodology adopted for TMY generation. Second, the results obtained from the proposed approach are analyzed. Finally, the results are discussed, and perspectives are provided.

2. METHODOLOGY

2.1. CLIMATE DATA

This study relies on meteorological data provided by Météo-France, the official French meteorological service. The dataset is based on observations from approximately 30 weather stations distributed across La Réunion, covering a wide range of altitudes and climatic conditions. The measured variables include air temperature, global solar radiation, wind speed, precipitation and relative humidity, recorded according to standardized instrumentation and quality control procedures defined by Météo-France (Météo-France, 2019). Nevertheless, some missing values still require further analysis, and the limited spatial density of stations with sufficiently complete records for the main climatic variables remains a constraint in accurately representing the island's strong microclimatic variability.

2.2. DATA PROCESSING

The proposed methodology focuses on the preparation and processing of climate data to ensure their suitability for building performance simulation. It combines data quality control and the application of the ISO 15927-4 standard to generate representative climatic inputs. The flow of the data is represented in the figure 1. This international standard is applied to ensure the representativeness of the resulting datasets, while accounting for the specific climatic constraints of La Réunion island. As shown in the figure 1, the application of the standard represents only one part of the process; the main challenge lies in data processing, ensuring that the analyzed datasets meet predefined completeness criteria, while applying gap-filling methods adapted to each climatic variable.

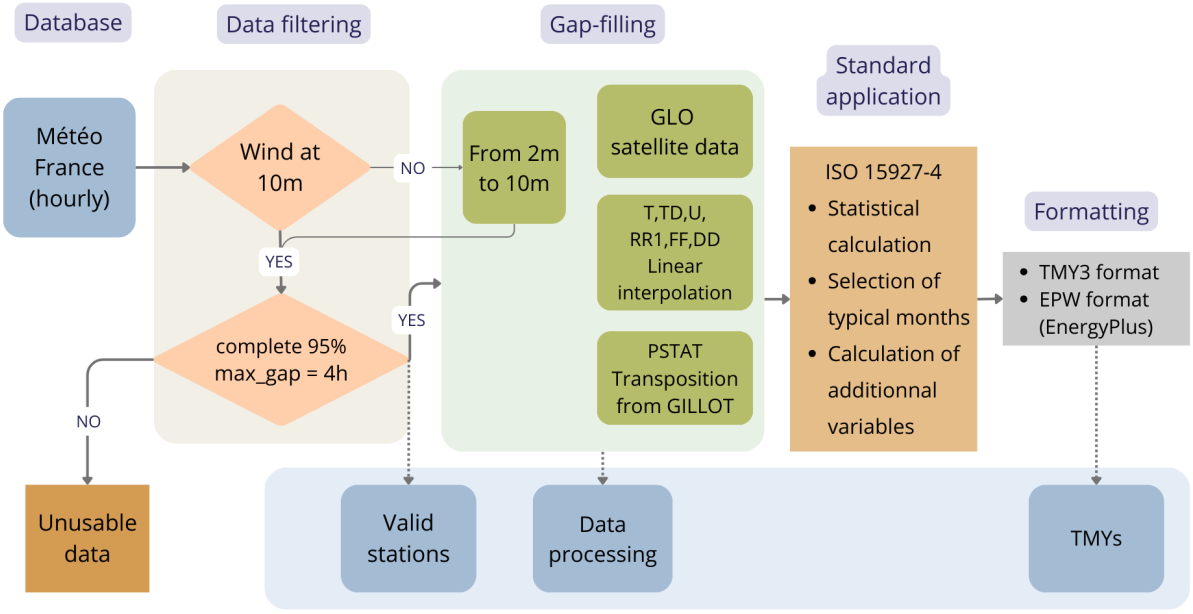


Figure 1 : *Pipeline of the data from the raw dataset to typical meteorological years*

2.2.1. Data preparation

The data preparation step follows a monthly analysis. Only months with predefined validity criteria are considered, and the ISO 15927-4 standard is applied exclusively to these valid months. A month is considered valid when at least the average completeness of the data is 95%, for the main climatic variables, including air temperature (T), precipitation (RR1), wind speed (FF) and direction (DD), relative humidity (U), and global solar radiation (GLO). In addition, to ensure data continuity, missing values are limited to a maximum gap of four consecutive hours ; months that exceed this threshold are discarded.

In our dataset, some meteorological stations provide wind speed measurements at a height of 2 meter above ground level, whereas typical meteorological years require wind speed at 10 meter. To ensure consistency across datasets, extrapolation using the logarithmic wind profile law under neutral atmospheric stability conditions (Wind-Data.ch, nd) is used, which is presented in equation (1) :

$$v_2 = v_1 \frac{\ln\left(\frac{h_2}{z_0}\right)}{\ln\left(\frac{h_1}{z_0}\right)} \tag{1}$$

where v_1 is the measured wind speed at height h_1 (2 m), v_2 is the extrapolated wind speed at height h_2 (10 m), and z_0 is the roughness length, which characterizes the terrain and its influence on the vertical wind profile. In this study, a roughness length of $z_0 = 0.03$ m is adopted, corresponding to open agricultural terrain with no fences or hedgerows, and possibly scattered buildings and gently undulating hills.

Several gap-filling approaches for global horizontal irradiance (GHI) have been benchmarked in the framework proposed by the IEA PVPS Task 16 (IEA PVPS Task 16, 2023). The comparative analysis shows that satellite-based methods generally outperform statistical interpolation or empirical reconstruction techniques, particularly for medium and long data gaps. In this work, however, only gaps of up to four consecutive hours are considered for gap filling in order to remain as close as possible to measured observations and avoid excessive reconstruction of the original signal, given that CAMS radiation data have a spatial resolution of approximately 11 km.

Missing global solar radiation data are completed using satellite-derived products retrieved through the `get_cams` function from the *pvlib* Python library (pvlib python, 2024). This function provides access to solar radiation time series from the CAMS (Copernicus Atmosphere Monitoring Service) radiation service, based on satellite observations combined with atmospheric modeling. For clear-sky conditions, CAMS computes irradiation using aerosol, ozone, and water vapour fields from the global forecasting system, while also accounting for ground albedo and ground elevation. The dataset delivers surface downwelling shortwave radiation with consistent spatial coverage and hourly temporal resolution, making it suitable for gap filling in regions with limited ground-based measurements. However, although elevation is included in the radiative transfer model, local topographic masking effects caused by steep relief are not explicitly resolved, which remains a limitation in mountainous areas such as La Réunion. Direct normal irradiance (DNI) and diffuse horizontal irradiance (DHI) are derived from global horizontal irradiance using the `irradiance.dirint` method implemented in the *pvlib* library.

Given that the maximum allowable gap is limited to four consecutive hours, missing values for air temperature, dew-point temperature, relative humidity, wind speed and direction, and

precipitation are filled using linear interpolation. For short-duration gaps, linear interpolation is widely recognized as a robust and physically consistent approach that preserves the temporal continuity and statistical properties of meteorological time series without introducing significant bias (World Meteorological Organization, 2018). The restriction to short gaps ensures that reconstructed values remain representative of local atmospheric conditions while minimizing distortion of dynamic variables relevant for building performance simulation.

Missing atmospheric pressure values (PSTAT) are reconstructed using the barometric law under the International Standard Atmosphere (ISA) assumptions. Pressure measurements from the reference stations of Gillot Aéroport (GILLOT) and Pierrefonds Aéroport are transposed to the elevation of the target stations. By applying this transposition from the reference stations to the corresponding site elevations, continuous and physically coherent pressure time series are obtained for all stations.

2.2.2. Application of the standard

The Typical Meteorological Year (TMY) is generated following the methodology described in ISO 15927-4, which defines procedures for selecting the typical months representative of a given place (European Committee for Standardization, 2005). The objective is to construct an artificial year composed of selected months drawn from a multi-year historical dataset, such that the resulting year statistically represents the climatic conditions.

The method of the standard is based on the Finkelstein–Schafer (FS) statistic, which evaluates the deviation between the cumulative distribution function (CDF) of a candidate month and the long-term CDF for the same calendar month. For each month (January through December), all available years are analyzed independently. The FS statistic is computed for key climatic variables, which are dry-bulb temperature, global solar radiation, relative humidity, and wind speed. Based on the lowest FS statistic, each month assigns a rank to each variable. These ranks are then summed, and only the three candidate months with the lowest total rank are retained. The deviation of additional decision variables—precipitation, wind direction, and dew-point temperature—is then calculated for these three candidates, and the month exhibiting the minimum overall deviation is ultimately selected as the representative month for each calendar month.

The twelve selected months are then concatenated to form the TMY. Additional checks are performed to avoid discontinuities at month transitions, ensuring temporal consistency. In particular, the first and last eight hours of each selected month are smoothed to reduce artificial jumps in climatic variables at the junction between consecutive months. The resulting TMY, which are formated in TMY3 and EPW files preserves long-term statistical characteristics (mean values, distribution shape, variability) while remaining suitable for dynamic building simulation.

2.3. RESULTS AND DISCUSSION

Because the analysis is performed independently for each calendar month, the available temporal depth differs from one month to another and from one station to another, depending on the data completeness criteria applied during filtering. As a result, not all months satisfy the minimum quality thresholds (95% availability and four consecutive hours gap constraints), leading to heterogeneous time coverage across stations. Some stations exhibit no valid months at all, as one or more of the required climatic variables—air temperature, wind speed, global solar radiation, precipitation, or relative humidity—are entirely missing. This is most likely due to the absence of specific sensors during certain monitoring periods. Consequently, these stations

	site	Janv...	Fev...	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil...	Aout	Se...	Oct...	Nove...	Decem...
A	CILAOS	13	11	11	10	13	10	12	12	14	12	11	11
	GILLOT-AEROPORT	16	16	16	16	15	15	16	16	16	15	15	15
	PITON-MAIDO	10	11	12	12	12	12	11	11	14	13	13	12
	PLAINE DES CAFRES	10	11	10	10	13	12	13	12	13	12	11	11
B	PIERREFONDS-AEROPORT	9	10	10	10	12	13	13	11	12	10	10	12
	LE PORT	9	8	8	8	9	10	9	10	10	9	9	8
C	BELLECOMBE-JACOB	7	8	9	9	8	9	11	12	12	12	12	10
	BELLEVUE BRAS-PANON	10	7	8	9	9	9	10	10	10	9	9	9
	COLIMACONS	8	9	8	8	9	9	9	10	9	8	8	7
	LE BARIL	9	9	7	9	9	10	8	9	10	9	9	9
	PONT-MATHURIN	8	9	7	10	10	8	10	9	8	7	7	8
	SAINT-BENOIT	9	8	9	7	8	10	8	8	9	9	10	9

Figure 2 : *Number of years available for each months and each stations*

cannot be used for TMY generation under the current methodological constraints.

This outcome is summarized in Figure 2. The figure shows the number of years, per month, and per station. Green indicates months with 10 or more years of available data, blue represents 9 years, yellow corresponds to 8 years, and orange indicates 7 years of available data.

Four stations, represented in Group A, present a temporal depth exceeding 10 years for most calendar months, which aligns with the minimum duration recommended by ISO 15927-4 for constructing a representative reference year. If the selection criterion is extended to include stations with 9 or 8 years of valid data, two additional stations become eligible, as shown in Group B. Furthermore, extending the tolerance threshold to a minimum of 7 years allows up to 12 stations—including those in Group C—to be considered as potential candidates for TMY generation.

This highlights the trade-off between strict adherence to climate representativeness and spatial coverage across the island. While longer time series improve statistical robustness, a moderate relaxation of the temporal requirement significantly increases the number of spatially distributed stations, which is particularly relevant in a context characterized by strong microclimatic variability, like in La Réunion.

Nevertheless, the developed Python tool is designed to be automated to generate fully adaptable and updatable TMY files over time. As additional years of validated observations become available, the TMY generation process can be rerun automatically, allowing the temporal depth of each station to increase progressively. This dynamic framework ensures that the resulting TMY datasets will become more statistically robust and more representative of climatic conditions as the monitoring records expand.

3. CONCLUSION AND PERSPECTIVES

This work highlights that while the application of the ISO 15927-4 standard is relatively straightforward from a methodological standpoint, the true challenge lies in the preparation and validation of input climate data. The quality of a TMY is inherently determined by the care devoted to data completeness checks, gap-filling strategies, and physical consistency between variables. In other words, the rigor applied upstream in data processing directly translates into the reliability of the generated TMY files. In our case, most of the data used from the PERENE

TMY would not pass our actual quality check. Overall, TMY construction is far from being a purely mechanical implementation of a standard ; it requires critical assessment of data sources and assumptions. This should encourage practitioners to systematically question the origin, spatial representativeness, and quality of their climatic inputs before using them for building performance simulations.

Beyond station-based approaches, recent regional climate initiatives provide promising perspectives for improving the spatial representativeness of climate input data in La Réunion. In particular, the BRIO project (Building Resilience in the Indian Ocean) delivers high-resolution regional climate simulations that cover the entire southwest Indian Ocean basin, including La Réunion, and explicitly addresses the issues of climate variability. (Météo-France, 2023) By combining regional climate modeling and bias correction techniques, the BRIO data constitute a valuable basis for the future development of high-resolution spatialized Typical Meteorological Year datasets. However, these data have been archived at a daily temporal resolution while TMY requires an hourly temporal resolution. Thus, the integration of these datasets into building performance simulation workflows requires additional temporal downscaling, which is outside the scope of the present paper. Nevertheless, BRIO represents a key perspective for extending the proposed TMY generation approach toward spatially continuous and climate-aware datasets covering the entire territory.

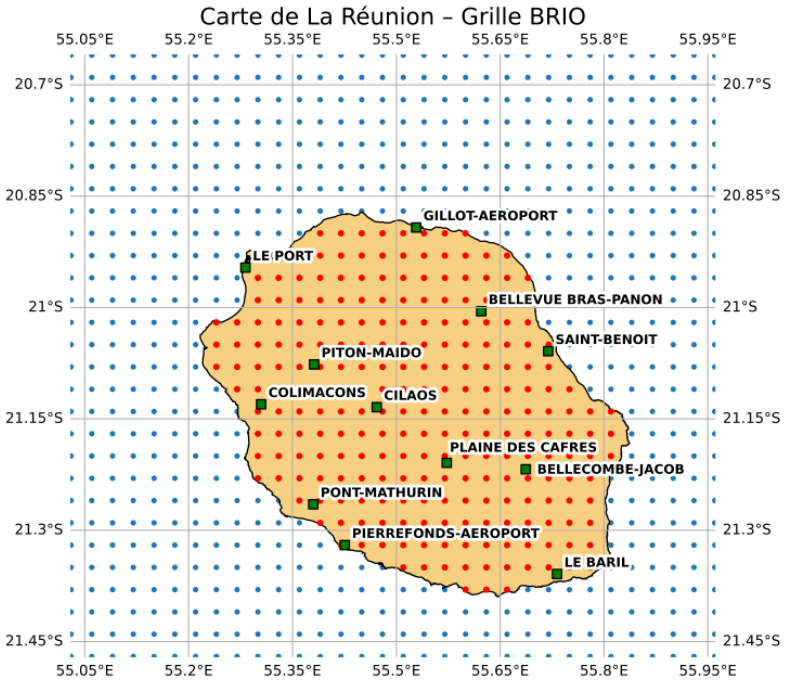


Figure 3 : *Distribution of the potential stations and the BRIO dataset*

As illustrated in Figure 3, twelve stations emerged from the above analysis are suitable candidates for TMY generation ; however, important areas of the island remain spatially uncovered. To address these gaps, the BRIO dataset can be leveraged, as it provides spatially continuous simulated climate data at a 3 km resolution, represented in Figure 3 as dots. This finer spatial coverage is particularly valuable in a territory characterized by strong microclimatic variability.

Nevertheless, a major limitation of the BRIO dataset lies in its daily temporal resolution. Since ISO 15927-4 requires hourly data for TMY construction and building performance simu-

lation, a temporal downscaling procedure would be necessary to generate a consistent hourly series from daily inputs. The development and validation of such downscaling methods, therefore, constitute an ongoing work of the TMY-RUN project funded by the ADEME.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work emerged from the TMY-RUN Project, that is financially supported by the ADEME for a period of 2025 to 2027. The authors would like to thank the inventors and contributors of the LaTex template.

BIBLIOGRAPHY

David, M. (2006). Développement d'un générateur de climat multi-variable.

de Wilde, P. and Tian, W. (2009). Identification of key factors for uncertainty in the prediction of the thermal performance of buildings. *Building Simulation*, 2(3) :157–173.

European Committee for Standardization (2005). En iso 15927-4 :2005 hygrothermal performance of buildings – calculation and presentation of climatic data – part 4 : Hourly data for assessing the annual energy use for heating and cooling.

Hofmann, M. and Remund, J. (2016). *Meteonorm Handbook Part II : Theory*. Meteotest, Bern, Switzerland.

Hong, T., Chou, S. Y., and Bong, T. (2012). A review of uncertainty analysis methods for building energy simulation. *Applied Energy*, 92 :481–493.

IEA PVPS Task 16 (2023). Framework for benchmarking of ghi gap-filling methods. Technical Report IEA-PVPS T16-03 :2023, International Energy Agency Photovoltaic Power Systems Programme.

International Energy Agency (2019). Energy efficiency 2019.

International Organization for Standardization (2005). Hygrothermal performance of buildings – calculation and presentation of climatic data – part 4 : Hourly data for assessing the annual energy use for heating and cooling. Technical Report ISO 15927-4, ISO.

Jentsch, M. F., Bahaj, A. S., and James, P. A. B. (2008). Climate change future proofing of buildings—generation and assessment of building simulation weather files. *Energy and Buildings*, 40(12) :2148–2168.

Météo-France (2023). Régionalisation du changement climatique dans le sud-ouest de l'océan indien. Technical report, Météo-France. Rapport du projet BRIO.

Météo-France (2019). Guide des données climatologiques et météorologiques.

Météo-France (2020). Le climat de la réunion.

Nik, V. M. (2012). *Making energy simulation easier for future climate*. PhD thesis, Chalmers University of Technology.

Programme PERENE (2009). Règles de conception thermique et énergétique des bâtiments tertiaires et résidentiels adaptées aux zones climatiques de l'Île de la réunion. `https://cdn.s-pass.org/SPASSDATA/attachments/2019_11/04/5f7f4bec863e9-d72816.pdf`.

Wilcox, S. and Marion, W. (2008). Users manual for tmy3 data sets. Technical Report NREL/TP-581-43156, National Renewable Energy Laboratory.

Wind-Data.ch (n.d.). Outil de profil vertical du vent. `https://wind-data.ch/tools/profile.php?lng=fr`. Consulté le 17 février 2026.

World Meteorological Organization (2018). Guide to climatological practices.

Étude comparative des méthodes de mesure du HTC en environnement contrôlé et simulé

Mirado Ravelonarivo[1,2,*], Sarah Juricic[1], Guillaume Perrin[2], Julien Waeytens[2]

[1]CSTB (Centre Scientifique et Technique du Bâtiment)
84 Avenue Jean Jaurès Champs-sur-Marne 77447 Marne-la-Vallée cedex 2
[2]Université Gustave Eiffel, COSYS
14-20 boulevard Newton, Champs-sur-Marne, 77447 Marne-la-Vallée cedex 2
[*]**mirado.ravelonarivo@cstb.fr**

RÉSUMÉ. La mesure de la performance thermique réelle des bâtiments est devenue essentielle dans la transition énergétique. Le HTC (coefficient de transfert thermique) en est un indicateur clé. Cependant, des études montrent des problèmes de reproductibilité et de répétabilité des tests de mesure. Afin d'en assurer la fiabilité, une démarche de validation de ces méthodes est nécessaire. Dans ce cadre, un benchmark numérique est proposé pour comparer trois méthodes d'estimation du HTC afin de comprendre les écarts et identifier leurs sources.

MOTS-CLÉS. Coefficient de transfert thermique (HTC), Benchmark numérique, Mesure de Performance

ABSTRACT. Measuring the actual thermal performance of buildings has become essential in the energy transition. The HTC (heat transfer coefficient) is a key indicator of this. However, studies show problems with the reproducibility and repeatability of measurement tests. In order to ensure reliability, a validation process for these methods is necessary. In this context, a numerical benchmark is proposed to compare three methods of estimating the HTC in order to understand the discrepancies and identify their sources.

KEYWORDS. Heat transfer Coefficient (HTC), Numerical benchmark, Performance measurement

1. INTRODUCTION

Selon l'Agence Internationale de l'Énergie, le secteur du bâtiment représente environ 30 % de la demande d'énergie globale (IEA, 2025). Diminuer sa consommation d'énergie et son empreinte carbone constitue alors un enjeu important dans le contexte de la transition énergétique. Pour ce faire, des actions variées ont été menées par les acteurs du secteur, dont la construction bas-carbone. Néanmoins, des études montrent l'existence d'une différence entre la performance prévue à la conception et la performance réelle, qu'on appelle « Performance Gap » (De Wilde, 2014), qui rend la poursuite de cet objectif plus difficile. Afin de pallier ce problème, la mesure de la performance réelle constitue une étape nécessaire pour assurer l'efficacité énergétique.

Le HTC, coefficient de transfert thermique, en W/K, est un indicateur de performance du bâtiment. Sa mesure permet non seulement d'identifier ce « Performance Gap » mais aussi de voir l'impact d'une rénovation en comparant les mesures avant et après. C'est pour cela que plusieurs méthodes ont été développées pour le mesurer, dont le co-heating, une méthode de mesure dans des conditions quasi-stationnaires (Johnston et al., 2013) ; SEREINE, une méthode de mesure en conditions dynamiques, basée sur des signaux de chauffage pseudo-aléatoires (Juricic et al., 2023) ; QUB, une méthode de mesure rapide qui consiste en une période de

chauffage et une période de refroidissement (Alzetto et al., 2018) ; ainsi que d'autres méthodes comme PSTAR et SMETER (Ritosa et al., 2025).

Cependant, appliquer différentes méthodes sur le même bâtiment, dans les mêmes conditions, peut aboutir à des résultats différents (Allinson et al., 2022), ce qui rend la validation primordiale pour obtenir une mesure fiable du HTC. Compte tenu du coût des expériences *in situ*, les essais numériques sont un moyen privilégié, d'où l'intérêt de construire un benchmark numérique. Dans ce contexte, il est important d'établir une valeur de référence. Ritosa et al. (2023) suggèrent l'utilisation de la définition théorique de la norme ISO 13789 (AFNOR, 2017) sans tenir compte des ponts thermiques et des infiltrations, ce qui ne permet pas d'attribuer les erreurs à leurs sources. Li (2022) met en évidence la cohérence entre les HTC issus des résultats de simulation et du co-heating, et étudie l'effet des coefficients surfaciques sur les résultats à l'échelle de la paroi, sans toutefois proposer une formulation explicite permettant de comprendre les écarts. Cet article présente donc une comparaison entre trois méthodes d'estimation du HTC, en s'appuyant sur une formulation analytique pour expliquer les écarts entre eux et identifier leurs sources. Ce premier travail est appliqué à un cas d'étude numérique, dans des conditions simplifiées, en utilisant le programme EnergyPlus.

2. DÉFINITION DU HTC

On considère trois HTC différents selon la méthode d'estimation : le « vrai » HTC ($HTC_{true}(t)$) qui est une grandeur variable dans le temps et utilise les paramètres du bâtiment dits « réels » (indicé $_{true}$), qui, en pratique, ne sont pas connus ; le HTC nominal (HTC_{nom}) qui est une grandeur constante, indépendante des conditions extérieures et dépendant uniquement des propriétés intrinsèques définies à la conception du bâtiment (indicé $_{nom}$) ; et le HTC estimé ($\widehat{HTC}$) qui est une estimation opérationnelle du HTC à partir des données mesurées.

Le « vrai » HTC (HTC_{true}) : La norme ISO 13789 définit le HTC comme le rapport entre le flux thermique et l'écart de température entre l'intérieur et l'extérieur. En appliquant cette définition et en utilisant le bilan d'énergie utilisé dans EnergyPlus (2024), pour un modèle monozone, sans apport interne et solaire, le HTC_{true} s'écrit :

$$HTC_{true}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{surfaces}} h_i.A_i(T_{int}(t) - T_{si}(t)) + \dot{m}_{inf}(t).C_p(t)(T_{int}(t) - T_{odb,z}(t)) + C(t)\frac{dT_{int}}{dt}}{T_{int}(t) - T_{ext}(t)} \tag{1}$$

Où $\sum_{i=1}^{N_{surfaces}} h_i.A_i(T_{int}(t) - T_{si}(t))$ représente les échanges convectifs au niveau des surfaces intérieures ; $\dot{m}_{inf}.C_p(T_{int}(t) - T_{odb,z}(t))$ correspond aux échanges dus à l'infiltration d'air, où $T_{odb,z}$ est la température extérieure recalculée à la hauteur du centroïde de la zone ($1.35\ m$) ; et $C\frac{dT_{int}}{dt}$ est l'énergie stockée dans l'environnement intérieur du bâtiment. Dans un cas stationnaire, la formule de HTC_{true} devient :

$$HTC_{true} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{surfaces}} h_i.A_i(T_{int} - T_{si}) + \dot{m}_{inf}.C_p(T_{int} - T_{odb,z})}{T_{int} - T_{ext}} \tag{2}$$

Où h_i (W/m^2K) est le coefficient convectif, supposé constant ; T_{int} et T_{ext} (K) sont les températures intérieure et extérieure (T_{ext} mesurée par une station à $1.5\ m$ de hauteur) ; $\dot{m}_{inf}$ (kg/s) et C_p ($J/kg.K$) sont le débit massique et la chaleur spécifique de l'air, dépendant des propriétés de l'air extérieur, de la vitesse du vent et de la différence de température (cf. Eq. 8).

HTC nominal (HTC_{nom}) : Le HTC_{nom}, calculé par l'Équation (3), est une grandeur constante, définie dans la norme ISO 13789 comme étant la somme des coefficients de transfert thermique par transmission, H_{tr}, et par ventilation, H_{ve}. Dans le cas d'un bâtiment isolé constitué d'une pièce non-occupée et non-ventilée, et en négligeant les ponts thermiques, on considère un H_{tr} direct, entre la zone et l'environnement extérieur, pour les murs ($H_{w,nom}$), et pour le toit ($H_{r,nom}$), ainsi qu'un H_{tr} pour le sol ($H_{g,nom}$) ; avec un H_{ve} dû aux infiltrations ($H_{inf,nom}$) :

$$HTC_{nom} = H_{w,nom}+H_{r,nom}+H_{g,nom}+H_{inf,nom} = \sum_{i=1}^{N_{murs}} U_{w,i}.A_{w,i}+U_r.A_r+U_g.A_g+(\rho C_p)_{nom}q_v \tag{3}$$

Où $\sum_{i=1}^{N_{murs}} U_{w,i}.A_{w,i}$, $U_r.A_r$ et $U_g.A_g$ sont les U-values (W/m^2K) des parois (murs, toit, plancher) multipliées par leur surface (m^2) ; $(\rho C_p)_{nom}$ représente les propriétés de l'air, et a pour valeur $1200\ J/m^3.K$ (AFNOR, 2017) et q_v est le débit volumique d'infiltration en m^3/s.

HTC estimé ($\widehat{HTC}$) : En pratique, contrairement à la définition du HTC_{true}, les paramètres « réels » ne sont pas toujours connus. Le $\widehat{HTC}$ est donc une estimation à partir des données mesurées : la puissance de chauffage et la différence de température entre l'intérieur et l'extérieur. Dans cet article, il est calculé à partir de la méthode de la moyenne et s'écrit comme :

$$\widehat{HTC} = \frac{\sum_{n=1}^{N_{mesures}} Q_{sys,n}}{\sum_{n=1}^{N_{mesures}} (T_{int} - T_{ext})_n} \tag{4}$$

Analyse de la relation entre les trois HTC : Dans un cas stationnaire, le flux au niveau de chaque paroi est décrit par l'Équation (5), et HTC_{true} est donc calculé par l'Équation (6) :

$$q_{ext} = q_{si-se} = q_{int} = \frac{1}{R_{tot,i}}(T_{ext,i} - T_{int}) = U_i(T_{ext,i} - T_{int}) \tag{5}$$

$$HTC_{true} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{surfaces}} U_i.A_i(T_{int} - T_{ext,i}) + \dot{m}_{inf}.C_p(T_{int} - T_{odb,z})}{T_{int} - T_{ext}} = \frac{Q_{sys}}{T_{int} - T_{ext}} = \widehat{HTC} \tag{6}$$

Où $T_{ext,i}$ (K) est la température extérieure recalculée à la hauteur du centroïde de la zone et des surfaces : $T_{odb,z}$ pour la zone, $T_{odb,w}$ pour les murs, $T_{odb,r}$ pour le toit et T_g pour le sol. Dans un cas stationnaire où toutes les données sont constantes, le HTC_{true} et $\widehat{HTC}$ sont équivalents. En remplaçant les termes d'échange par les composants du HTC_{nom}, l'Équation (6) devient :

$$\begin{aligned} HTC_{true} = H_{w,nom}\frac{T_{int} - T_{odb,w}}{T_{int} - T_{ext}} + H_{r,nom}\frac{T_{int} - T_{odb,r}}{T_{int} - T_{ext}} + H_{g,nom}\frac{T_{int} - T_g}{T_{int} - T_{ext}} \\ +(H_{inf,nom} + \mathcal{E}_{inf})\frac{T_{int} - T_{odb,z}}{T_{int} - T_{ext}} \end{aligned} \tag{7}$$

Où $\mathcal{E}_{inf}$ (W/K) représente les erreurs liées à la simplification du calcul de l'infiltration par une infiltration constante nominale $(\rho C_p)_{nom}q_v$, ne prenant pas en compte l'influence des conditions climatiques. Cette erreur peut s'exprimer par la différence entre le calcul dit « réel » et $H_{inf,nom}$:

$$\mathcal{E}_{inf} = \rho_{true}C_{p,true}q_v(A+B(T_{int}-T_{odb,z})+C(\text{windspeed})+D(\text{windspeed})^2)-(\rho C_p)_{nom}q_v \tag{8}$$

En introduisant la température T_{ext} mesurée par une station à $1.5\ m$ de hauteur, qui est utilisée dans $\widehat{HTC}$, une relation entre le HTC_{true} et le HTC_{nom} est établie à partir de l'Équation (7) :

$$\begin{aligned} HTC_{true} = {} & H_{w,nom} + H_{w,nom}\frac{T_{ext} - T_{odb,w}}{T_{int} - T_{ext}} + H_{r,nom} + H_{r,nom}\frac{T_{ext} - T_{odb,r}}{T_{int} - T_{ext}} + H_{g,nom} \\ & + H_{g,nom}\frac{T_{ext} - T_g}{T_{int} - T_{ext}} + H_{inf,nom} + \mathcal{E}_{inf} + (H_{inf,nom} + \mathcal{E}_{inf})\frac{T_{ext} - T_{odb,z}}{T_{int} - T_{ext}} \end{aligned} \tag{9}$$

$$\begin{aligned} HTC_{true} = HTC_{nom} + {} & \underbrace{H_{w,nom}\frac{T_{ext} - T_{odb,w}}{T_{int} - T_{ext}}}_{\text{Erreur due à } T_{odb,w}} + \underbrace{H_{r,nom}\frac{T_{ext} - T_{odb,r}}{T_{int} - T_{ext}}}_{\text{Erreur due à } T_{odb,r}} + \underbrace{H_{g,nom}\frac{T_{ext} - T_g}{T_{int} - T_{ext}}}_{\text{Erreur due à } T_g} \\ & + \underbrace{H_{inf,nom}\frac{T_{ext} - T_{odb,z}}{T_{int} - T_{ext}} + \left(1 + \frac{T_{ext} - T_{odb,z}}{T_{int} - T_{ext}}\right)\mathcal{E}_{inf}}_{\text{Erreur due à } T_{odb,z} \text{ et aux conditions climatiques}} \end{aligned} \tag{10}$$

3. APPLICATION

3.1. PRÉSENTATION DU CAS D'ÉTUDE NUMÉRIQUE

L'objectif de ce travail est de comprendre les écarts entre les résultats des méthodes de mesure et la valeur de référence, en appliquant trois différentes méthodes d'estimation de HTC sur un cas d'étude numérique. Afin de bien maîtriser chaque paramètre, l'étude est basée sur un modèle simplifié, inspiré du cas 600 du projet BESTEST, un projet de l'IEA pour la validation des outils de simulation énergétique du bâtiment (Judkoff and Neymark, 2013) : une maison parallélépipédique de 129.6 m^3 de volume, monozone et sans fenêtres (cf. Figure 1), à inertie faible, dont les composants des parois sont présentés dans le Tableau 1.

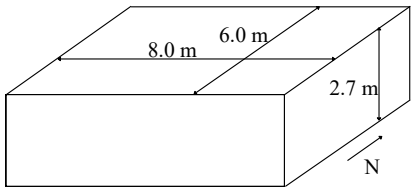


Figure 1 : *Géométrie du modèle*

Cette étude comprend quatre tests différents qui sont divisés en deux parties (cf. Tableau 2) : Trois tests en conditions stationnaires, où la température, l'humidité, la pression, la vitesse du vent et la température du sol sont constantes et l'irradiation solaire est nulle : un test *stationnaire_sol-adiabatique* qui, avec le sol défini comme étant adiabatique, permet d'estimer uniquement H_d (H_w et H_r) avec leurs erreurs associées ; un test *stationnaire_infiltration* qui, en tenant en compte de l'infiltration et avec une température du sol différente de la température extérieure, permet d'estimer H_d, H_g et H_{inf}, et de comprendre les effets des erreurs associées à H_g et H_{inf} ; Et un test *stationnaire_infiltration_BLAST* qui prend en compte l'effet des conditions climatiques sur l'infiltration et utilise les coefficients par défaut du modèle BLAST ($A : 0.606$, $B : 0.03636$, $C : 0.1177$, $D : 0$) (EnergyPlus, 2024) et permet de voir leurs impacts sur H_{inf} ; Ainsi qu'un test en conditions dynamiques, *dynamique_infiltration_BLAST*, qui utilise le fichier météo TMY de Trappes (sans les apports solaires), afin de voir les effets de la variation des conditions climatiques sur la fluctuation de $H_{g,true}$ et $H_{inf,true}$.

Parois	Composants	Épaisseur (m)	k (W/mK)	U (W/mK)	R(m^2K/W)	ρ (kg/m^3)	C_p ($J/Kg.K$)
	h_i			8.29	0.121		
Mur extérieur	Plasterboard	0.012	0.16	13.333	0.075	950	840
U total = 0.514	Fibreglass quilt	0.066	0.04	0.606	1.65	12	840
W/m^2K	Wood siding	0.009	0.14	15.556	0.064	530	900
	h_e			29.3	0.034		
Sol	h_i			8.29	0.121		
U total = 0.189	Timber flooring	0.025	0.14	5.6	0.179	650	1200
W/m^2K	Insulation	0.2	0.04	0.2	25.075	40	800
	h_i			8.29	0.121		
Toit	Plasterboard	0.01	0.16	16	0.063	950	840
U total = 0.318	Fibreglass quilt	0.1118	0.04	0.358	2.794	12	840
W/m^2K	Roofdeck	0.019	0.14	7.368	0.136	530	900
	h_e			29.3	0.034		

Tableau 1 : *Composants des parois, inspirés du cas BESTEST 600*

Tests		T_{int} (°C)	T_{ext} (°C)	RH (%)	Vent (m/s)	Tg (°C)	ACH (h^{-1})	Mesurandes
Stationnaire	stationnaire_sol-adiabatique	25	-5	80	0	-	0	H_w + H_r
	stationnaire_infiltration	25	-5	80	0	10	0.5	H_w + H_r + H_g + H_{inf}
	stationnaire_infiltration_BLAST	25	-5	80	3.5[1]	10	0.5	
Dynamique	dynamique_infiltration_BLAST		Fichier météo TMY de Trappes				0.5	

[1] Référence : moyenne de la vitesse du vent en janvier TMY de Trappes

Tableau 2 : *Liste des tests avec les conditions environnementales associées*

3.2. RÉSULTATS

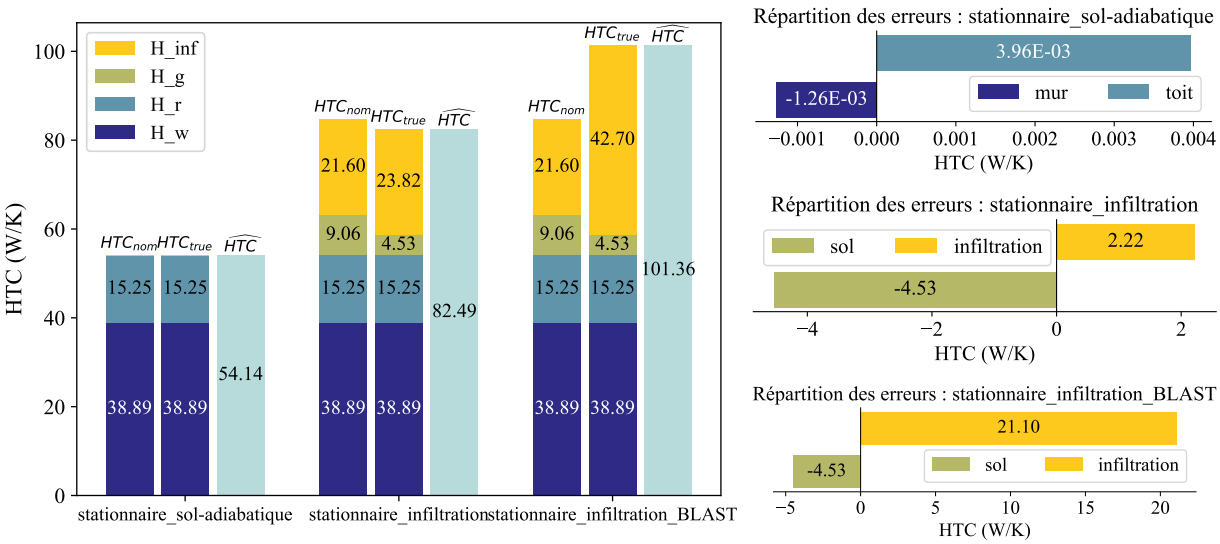
Cas stationnaires : Le Tableau 3 résume les résultats des tests stationnaires avec une comparaison entre HTC_{nom} et HTC_{true}. La Figure 2 représente visuellement les résultats. Elle compare les trois HTC différents : le HTC nominal (HTC_{nom}), le « vrai » HTC (HTC_{true}) et le HTC estimé ($\widehat{HTC}$), avec la répartition des erreurs qui est représentée pour chaque cas.

Tests	$\widehat{HTC}$ (W/K)	HTC_{nom} (W/K)	$\widehat{HTC} - HTC_{nom}$	Diff %[1]	$Erreurs$[2] (W/K)	Vérification[3]
stationnaire_sol-adiabatique	54.139	54.136	0.003	0.005%	0.003	3.14E-06
stationnaire_infiltration	82.492	84.794	-2.302	-2.715%	-2.302	1.84E-06
stationnaire_infiltration_BLAST	101.364	84.794	16.571	19.542%	16.571	1.09E-06

[1] Pourcentage de l'écart entre $\widehat{HTC}$ et HTC_{nom}
[2] Somme des erreurs citées dans l'Équation 10
[3] $\widehat{HTC} - HTC_{nom} - Erreurs$

Tableau 3 : *Résumés des résultats des cas stationnaires*

On constate que dans le cas *stationnaire_sol-adiabatique*, les erreurs sont uniquement dues aux écarts entre T_{ext} et T_{odb} au niveau des murs et du toit, qui sont de l'ordre de $10^{-3}W/K$. Ces erreurs, illustrées à droite dans la Figure 2, sont également présentes dans les deux autres cas, mais elles sont négligeables par rapport aux autres erreurs et ne sont donc pas représentées sur la figure. On observe que l'erreur due à $T_{odb,w}$ des murs est négative et celle liée à $T_{odb,r}$ du toit est positive. Cela est dû à la différence entre la hauteur du centroïde des deux surfaces : celui des murs se trouve à $1.35\ m$ du sol qui est inférieur à la hauteur de mesure de T_{ext} et engendre une différence $(T_{ext} - T_{odb,w})$ négative et donc un $H_{w,true}$ inférieur à $H_{w,nom}$ nominal.



HTC_{nom} : Le HTC nominal (Eq. 3) ; HTC_{true} : Le « vrai » HTC (Eq. 10) ; $\widehat{HTC}$: Le HTC estimé (Eq. 4)

Figure 2 : Résultats des cas stationnaires avec répartition des erreurs

Contrairement à $T_{odb,r}$ qui est recalculée à $2.7\ m$ et est inférieure à T_{ext}.

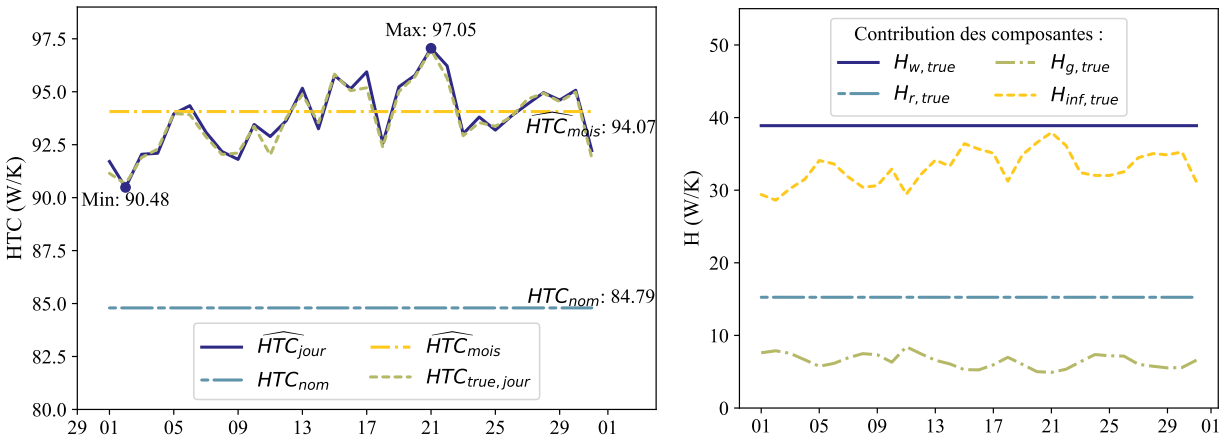
Dans le cas *stationnaire_infiltration*, une grande partie des erreurs est due à la différence entre la température extérieure et la température du sol. On constate depuis la Figure 2 que $H_{g,true}$ est inférieur à $H_{g,nom}$. Cela est dû au fait que T_g est plus élevée que T_{ext}, ce qui engendre moins de déperditions au niveau du sol, un phénomène non pris en compte dans le calcul nominal. La différence entre $H_{inf,true}$ et $H_{inf,nom}$ vient, d'une part, de $T_{odb,z}$ qui n'engendre qu'une petite partie des erreurs, et d'autre part, de la différence entre l'infiltration « réelle » (dépendant de $\rho_{true}C_{p,true}$) et son estimation par le calcul nominal, exprimée par l'Équation (8).

Dans le cas *stationnaire_infiltration_BLAST*, la différence entre $\widehat{HTC}$ et HTC_{nom} est d'environ 20%, dont plus de 80% est due à l'infiltration. Cette augmentation des erreurs liées à l'infiltration est due à l'impact des conditions climatiques sur le H_{inf} en utilisant les coefficients par défaut de BLAST (cf. Équation (8)), et peut donc varier en fonction de ces coefficients.

Les résultats vérifient l'Équation (10) en établissant la relation entre le HTC_{true} et le HTC_{nom}, cf. la colonne « vérification » du Tableau 3. Ces travaux préliminaires sont encourageants et invitent à poursuivre la complexification en incluant les effets convectifs et radiatifs non constants, les ponts thermiques et les apports solaires.

Cas dynamique : La Figure 3 représente une comparaison de $\widehat{HTC}_{jour}$ avec le HTC_{nom}, le HTC estimé durant un mois ($\widehat{HTC}_{mois}$), et la variation du $HTC_{true,jour}$. Le Tableau 4 résume les résultats en montrant les différentes composantes du HTC_{true} pour différents paramètres.

On observe depuis la Figure 3 que la différence entre $HTC_{true,jour}$ et $\widehat{HTC}_{jour}$ est faible. Sachant que $HTC_{true,jour}$ est calculé en utilisant l'Équation (10) établie en stationnaire, cela signifie que les erreurs dues à l'inertie des parois extérieures, engendrées par la fluctuation des conditions climatiques, sont faibles par rapport aux autres erreurs. Cependant, dans ce cas où l'infiltration dépend des conditions climatiques, le $\widehat{HTC}_{jour}$, $HTC_{true,jour}$ et le $\widehat{HTC}_{mois}$ sont éloignés d'environ $10\ W/K$ du HTC_{nom}. Cela implique que le calcul nominal sous-estime le HTC, ce qui est cohérent avec la littérature (Li, 2022), du fait de la non-prise en compte



HTC_{nom} : Le HTC nominal (Eq. 3) ; $HTC_{true,jour}$: Le « vrai » HTC par jour (Eq. 10) ; $\widehat{HTC}_{mois}$: Le HTC estimé pour un mois (Eq. 4) ; $\widehat{HTC}_{jour}$: Le HTC estimé par jour (Eq. 4)

Figure 3 : Résultat du cas dynamique avec l'évolution de chaque composant

	$\widehat{HTC}_{jour}$ (W/K)	$H_{w,true}$ (W/K)	$H_{r,true}$ (W/K)	$H_{g,true}$ (W/K)	$H_{inf,true}$ (W/K)	$T_{ext} - T_g$ (°C)	Vent (m/s)	Humidité (%)
moyenne	93.836417	38.886	15.254	6.468	33.098	-6.014	0.890	89.427
std	1.56615	0.000	0.001	0.928	2.377	2.908	0.355	4.683
CV (%)	2%	0%	0%	14%	7%	48%	40%	5%
min	90.481931	38.886	15.253	4.911	28.617	-11.837	0.285	78.650
max	97.052179	38.887	15.256	8.436	37.936	-1.033	1.618	97.505

Tableau 4 : Résumé des résultats du test dynamique

des conditions climatiques dans le calcul des infiltrations dans le cadre nominal. Le Tableau 4 montre un $\widehat{HTC}_{jour}$ qui varie de 90.48 à 97.05 W/K : On peut voir que $H_{w,true}$ et $H_{r,true}$ sont constants. La variation de $\widehat{HTC}_{jour}$ peut donc s'expliquer par les variations des conditions climatiques qui impactent $H_{g,true}$ et $H_{inf,true}$: la variabilité de $(T_{ext} - T_g)$ influant sur H_g ; la variation de la vitesse de vent, de l'humidité et de $(T_{ext} - T_{odb})$ influant sur H_{inf}.

Étant donné la différence entre $\widehat{HTC}_{jour}$ et $HTC_{true,jour}$, on voit qu'on peut quasiment prédire la variabilité du HTC à l'aide de la formule conçue pour un cas stationnaire, pour un modèle à faible inertie et un intervalle de 24 h. L'étude nous ouvre donc à un autre axe de recherche pour obtenir une relation plus précise entre les deux HTC et pouvoir mieux analyser les erreurs même sur une durée courte : établir une formule qui prend en compte l'inertie.

4. CONCLUSION

Obtenir une mesure fiable du HTC est nécessaire afin de répondre aux enjeux de la transition énergétique et environnementale. En raison de l'existence de plusieurs méthodes de mesure et d'une différence entre les résultats de ces différentes méthodes, construire une démarche de vérification et de validation devient primordial. Cette étude a permis l'identification et la quantification des erreurs dans un cas simple, une étape importante pour comprendre la différence entre les méthodes d'estimation du HTC et une valeur de référence.

La méthodologie repose sur l'élaboration d'une équation qui explique la relation entre le « vrai » HTC, le HTC estimé et le HTC nominal, et fait appel aux propriétés physiques du bâti-

ment et aux conditions climatiques. L'étude en stationnaire a permis de valider la relation entre le HTC estimé et le HTC nominal pour ce modèle et d'attribuer les erreurs à leurs sources. L'étude en dynamique met en évidence une relation entre la fluctuation du HTC estimé et les conditions climatiques, qui a permis de voir que la source d'écart la plus importante était associée à l'impact des conditions climatiques sur les infiltrations.

Cette étude a donc permis de montrer que les écarts entre différentes estimations du HTC peuvent être expliqués par une formule analytique, mais qu'il existe une variabilité bien que tous les paramètres soient contrôlés. Dans cette perspective, les travaux futurs porteront, d'une part, sur l'élargissement des paramètres et des conditions de test, et d'autre part, sur l'application de la méthodologie à des méthodes de mesure *in situ*.

REMERCIEMENTS

Cette étude est menée dans le cadre d'une thèse de doctorat financée par le CSTB.

BIBLIOGRAPHIE

AFNOR (2017). NF EN ISO 13789 - Thermal performance of buildings - Transmission and ventilation heat transfer coefficients - calculation method.

Allinson, D., Roberts, B., Lomas, K., Loveday, D., Gorse, C., Hardy, A., Thomas, F., Miles-Shenton, D., Johnston, D., Glew, D., Rakhshanbabanari, K., Fylan, F., Farmer, D., Elwell, C., Crawley, J., Hollick, F., Wingfield, J., Roberts, G., and Reevell, L. (2022). Technical Evaluation of SMETER Technologies (TEST) Project. Technical report.

Alzetto, F., Pandraud, G., Fitton, R., Heusler, I., and Sinnesbichler, H. (2018). QUB : A fast dynamic method for in-situ measurement of the whole building heat loss. *Energy and Buildings*, 174 :124–133.

De Wilde, P. (2014). The gap between predicted and measured energy performance of buildings : A framework for investigation. *Automation in Construction*, 41 :40–49.

EnergyPlus (2024). Engineering Reference. *EnergyPlusTM Version 24.2.0 Documentation*.

IEA (2025). Energy Efficiency 2025. *Energy Efficiency*.

Johnston, D., Miles-Shenton, D., Wingfield, J., Farmer, D., and Bell, M. (2013). Whole House Heat Loss Test Method (Coheating).

Judkoff, R. and Neymark, J. (2013). Twenty years on ! : updating the IEA BESTEST building thermal fabric test cases for ASHRAE Standard 140.

Juricic, S., Rabouille, M., Challansonnex, A., Jay, A., Thébault, S., Rouchier, S., and Bouchié, R. (2023). The Sereine test : Advances towards short and reproducible measurements of a whole building heat transfer coefficient. *Energy and Buildings*, 299 :113585.

Li, M. (2022). Thermal performance of UK dwellings : assessment of methods for quantifying whole-dwelling heat loss in occupied homes. Artwork Size : 12284773 Bytes.

Ritosa, K., Collet, M., Juricic, S., Henshaw, G., Li, M., Roels, S., and Fitton, R. (2025). Review of methods for assessing the measured Heat Transfer Coefficient (HTC). *Building and Environment*, page 114082.

Ritosa, K., Saelens, D., and Roels, S. (2023). A large scale artificial dataset to evaluate the impact of on-board monitoring set-ups on the Heat Transfer Coefficient assessment. *Energy and Buildings*, 289 :113061.

De la flexibilité aux flux financiers : rendre intelligibles les mécanismes économiques d'une autoconsommation collective

Olga Rouchouze*[1], Jonathan Coignard[1], Béatrice Roussillon[2], Frédéric Wurtz[1]

[1] *Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, F-38000 Grenoble, France*
[2] *Univ. Grenoble Alpes, CNRS, INRAE, Grenoble INP, GAEL, F-38000 Grenoble, France*
olga.rouchouze@grenoble-inp.fr

RESUME. Les opérations d'autoconsommation collective (ACC) sont généralement analysées sous l'angle de leurs performances énergétiques et des modèles économiques de répartition. Cet article propose un déplacement de perspective en considérant les flux financiers non seulement comme des résultats comptables, mais comme des supports potentiels de médiation sociotechnique. À partir d'une recherche-action menée au sein d'une ACC résidentielle, nous analysons la conception d'un prototype de facture explicative, généré à partir de données énergétiques et financières de l'opération, puis présenté aux participants lors d'une réunion de terrain. Sur la première année de fonctionnement étudiée, l'opération a consommé 21,3 MWh, produit 10,2 MWh et autoconsommé localement 4,96 MWh, pour une valeur financière redistribuée localement d'environ 650 €. L'article identifie les tensions analytiques associées à la mise en visibilité des flux financiers et propose un cadre exploratoire structuré autour de trois dimensions : lisibilité comptable, articulation entre flux énergétiques et flux financiers, et ouverture à la discussion normative. À partir de ce cas, l'article soutient que la performance d'une ACC dépend aussi des conditions dans lesquelles ses mécanismes économiques deviennent compréhensibles et discutables au sein du collectif. Cette contribution ouvre un dialogue entre modélisation énergétique, restitution des données et gouvernance des communautés locales.

MOTS-CLÉS : autoconsommation collective ; flux financiers ; restitution de données ; médiation sociotechnique

ABSTRACT. Collective self-consumption operations are generally analysed in terms of their energy performance and economic allocation models. This article proposes a shift in perspective by considering financial flows not only as accounting outputs, but also as potential supports for socio-technical mediation. Drawing on action research conducted within a residential CSC operation, we analyse the design of an explanatory billing prototype, generated from the operation's energy and financial data and subsequently presented to participants during a field meeting. Over the first year of operation studied, the community consumed 21.3 MWh, produced 10.2 MWh, and locally self-consumed 4.96 MWh, corresponding to approximately €650 of financial value redistributed locally. The article identifies the analytical tensions associated with making financial flows visible and proposes an exploratory framework structured around three dimensions: accounting readability, the articulation between energy and financial flows, and openness to normative discussion. Based on this case, the article argues that the performance of a CSC operation also depends on the conditions under which its economic mechanisms become understandable and discussable within the collective. This contribution opens a dialogue between energy modelling, data restitution, and the governance of local energy communities.

KEYWORDS: collective self-consumption; financial flows; data restitution; socio-technical mediation.

1. INTRODUCTION : DE LA PERFORMANCE DES ACC A L'INTELLIGIBILITE DES FLUX

Le développement des opérations d'autoconsommation collective (ACC) s'inscrit dans la transformation des systèmes énergétiques, marquée par la décentralisation de la production et l'essor des énergies renouvelables. En Europe, les communautés énergétiques sont présentées comme des configurations articulant production locale, coordination des usages et gouvernance collective (Walker et Devine-Wright 2008; Bauwens et al. 2016). Dans ce cadre, une ACC ne repose pas seulement sur des

flux physiques d'électricité (production, autoconsommation, injection), mais aussi sur des règles de partage qui organisent la répartition de l'énergie et de la valeur associée. La littérature consacrée aux ACC a largement investi les dimensions techno-économiques : modélisation des flux, mécanismes de répartition et optimisation de la performance (Sousa et al. 2019; Tushar et al. 2021). Ces travaux sont essentiels pour caractériser la viabilité des modèles. Ils interrogent toutefois plus rarement les conditions dans lesquelles les mécanismes de calcul et de valorisation de l'énergie deviennent compréhensibles et discutables pour les participants. Or, dans une ACC résidentielle, l'adhésion au dispositif et la confiance dans sa gouvernance dépendent aussi de la capacité des participants à se représenter ce qui est calculé, selon quelles règles, et avec quels effets sur les montants à payer ou à recevoir. Nos travaux antérieurs ont mobilisé la flexibilité énergétique résidentielle comme levier d'appropriation collective au sein d'une ACC, à travers la conception d'un indicateur simplifié et discuté en atelier participatif. Dans la continuité de cette démarche, le présent article ouvre un second registre d'appropriation : celui des flux financiers. Il propose de considérer la restitution financière non comme un simple reporting comptable, mais comme un objet de conception sociotechnique, situé à l'interface entre données énergétiques, calcul économique et gouvernance collective. La question centrale est la suivante : **comment concevoir la mise en visibilité des flux financiers comme support de compréhension et de discussion dans une ACC résidentielle ?** Nous l'abordons à partir d'une recherche-action menée dans l'ACC résidentielle de Fragnès (Crolles, Isère), mise en service en juillet 2024 et suivie à travers plusieurs réunions et ateliers. La contribution ne porte pas sur le développement d'un nouveau modèle de simulation énergétique, mais sur les conditions de production, de structuration et de restitution de données nécessaires à la simulation et à l'appropriation des résultats dans une ACC réelle. Nous analysons pour cela la conception d'un prototype de facture explicative, généré à partir des données énergétiques et financières de l'opération, puis présenté aux participants lors d'une réunion de terrain. Ce prototype sert d'analyseur des conditions d'intelligibilité économique de l'ACC : il permet d'interroger comment des flux calculés peuvent être rendus lisibles, discutables et mobilisables par les participants. L'objectif n'est donc ni de proposer un nouveau modèle de répartition, ni de trancher entre différentes règles économiques, mais d'examiner la restitution des flux financiers comme un dispositif de médiation entre calcul, données et discussion collective.

2. POSITIONNEMENT SCIENTIFIQUE : DISPOSITIFS SOCIOTECHNIQUES ET MISE EN VISIBILITE DES FLUX

Les opérations d'autoconsommation collective peuvent être appréhendées comme des dispositifs sociotechniques, dans lesquels les infrastructures matérielles, les règles de répartition, les données de comptage et les formes locales de gouvernance sont étroitement articulées. Si les travaux existants ont largement étudié les modèles de répartition et leur performance techno-économique (Sousa et al. 2019; Tushar et al. 2021), les instruments de restitution associés à ces modèles sont plus rarement analysés comme des objets de conception à part entière. La littérature sur les dispositifs de feedback énergétique montre pourtant que la manière dont une information est restituée conditionne sa compréhension, son interprétation et ses usages possibles (Darby 2006; Hargreaves et al. 2013). Dans une perspective sociotechnique, les instruments de calcul et de représentation agissent comme des médiateurs : ils traduisent des phénomènes matériels en catégories discutables et structurent les interactions entre acteurs (Akrich 1992). Appliqué aux ACC, ce cadre invite à considérer la facture explicative non comme une sortie comptable neutre, mais comme un dispositif de médiation entre données énergétiques, calcul économique et gouvernance collective.

3. TERRAIN ET DEMARCHE DE RECHERCHE

3.1. CAS D'ETUDE : ACC DE FRAGNES

Le cas étudié correspond à l'opération d'autoconsommation collective photovoltaïque de Fragnès, située à Crolles, en Isère. Mise en service en juillet 2024, elle regroupe huit foyers résidentiels : cinq membres producteurs-consommateurs, ou prosumers, et trois consommateurs. L'opération est structurée autour d'une personne morale organisatrice (PMO), chargée de la gestion administrative et contractuelle ainsi que de la définition des règles internes de répartition. Le terrain est suivi depuis sa mise en service dans le cadre d'une recherche-action portant sur l'appropriation des données, des indicateurs et des règles de fonctionnement d'une ACC résidentielle. Les flux financiers sont apparus comme un objet central de discussion à mesure que l'opération entrait dans sa première année de fonctionnement effectif. Si le principe de valorisation locale de l'électricité autoconsommée est établi, sa traduction en paiements, remboursements et règles de compensation reste un enjeu de lisibilité pour le collectif. Le travail présenté ne vise donc pas à définir un modèle économique optimal, mais à analyser comment la restitution de ces flux peut soutenir leur compréhension et leur mise en discussion. Le *Tableau 1* présente les principaux ordres de grandeur énergétiques et financiers mobilisés dans l'article, sur la période juillet 2024-juin 2025. Ces ordres de grandeur montrent que l'opération organise effectivement la circulation locale de plusieurs MWh d'électricité par an, tout en produisant une valeur financière redistribuée relativement modeste. Ce contraste justifie l'attention portée aux conditions d'intelligibilité des flux : les montants en jeu ne suffisent pas à eux seuls à expliquer l'intérêt de l'opération, mais ils constituent un support concret pour discuter les règles de partage et les marges d'action collective.

Indicateur	Valeur (juillet 2024-juin 2025)	Fonction de l'information
Consommation totale de l'opération	21,3 MWh	Situer l'échelle des besoins
Production photovoltaïque totale	10,2 MWh	Situer la ressource locale disponible
Énergie autoconsommée localement	4,96 MWh	Quantifier les flux effectivement partagés
Surplus injecté hors opération	5,21 MWh	Identifier le potentiel non consommé localement
Taux d'autoconsommation annuel	48,7 %	Évaluer la part de production consommée localement
Taux d'autoproduction annuel	23,2 %	Évaluer la part des besoins couverte localement
Flux financiers redistribués localement	≈ 650 €/an	Situer l'échelle économique du partage
Écart entre données Enedis et factures	≈ 2–3 %	Rendre visible l'imperfection des données de terrain

Tableau 1 : Ordres de grandeur énergétiques et financiers de l'opération du Fragnès (juil. 2024-juin 2025)

3.2. DEMARCHE DE RECHERCHE-ACTION

L'analyse repose sur une démarche de recherche-action conduite depuis la mise en service de l'opération, à travers six réunions et ateliers avec les membres de l'ACC. Les auteurs n'interviennent ni comme décisionnaires des règles de répartition, ni comme responsables de la gouvernance : ces choix relèvent des membres et de la PMO. Leur rôle consiste à structurer les données disponibles, concevoir des supports de restitution et analyser les conditions dans lesquelles ces supports rendent les mécanismes économiques compréhensibles et discutables. Le cas du Fragnès constitue également un terrain de production de données pour la communauté scientifique. Les données mobilisées combinent les flux de consommation et de production issus d'Enedis, les suivis mensuels des installations photovoltaïques et des mesures plus fines collectées via les capteurs xKy. Leur structuration et leur diffusion prévue via l'Observatoire de la Transition Énergétique (*https://ote.univ-grenoble-alpes.fr/*) visent à permettre des

réutilisations ultérieures pour des travaux de simulation énergétique, de modélisation multi-agents ou d'analyse de scénarios de répartition. Le prototype de facture explicative analysé ici a été élaboré de manière située, à partir de ces données et des échanges avec les membres. La mise en visibilité des flux financiers est ainsi étudiée comme un processus de conception en contexte, plutôt que comme l'application d'un outil standardisé.

4. CONSTRUCTION PROGRESSIVE D'OUTILS DE RESTITUTION FINANCIERE

Cette section présente la conception d'un prototype de facture explicative visant à rendre lisibles les mécanismes économiques de l'ACC du Fragnès. L'objectif n'est pas de proposer un outil stabilisé ou directement généralisable, mais d'expliciter les principes de restitution qui ont guidé sa conception : clarifier les montants, relier les euros aux kWh échangés, et inscrire les résultats individuels dans le fonctionnement collectif de l'opération. Les échanges avec les membres ont conduit à rechercher un compromis entre précision des calculs, lisibilité des supports et possibilité de discussion collective. Le *Tableau 2* synthétise les quatre principes de restitution retenus et les tensions associées à leur mise en œuvre.

Principe de restitution	Intention de conception	Tension associée
Lisibilité comptable	Clarifier les montants et les règles de calcul	Réduction de l'ACC à un solde financier
Articulation énergie-finances	Relier euros, kWh et flux locaux	Surcharge informationnelle
Inscription collective	Situer les résultats individuels dans le fonctionnement global	Comparaison entre participants
Ouverture à l'action	Faire apparaître les marges possibles : surplus, flexibilité, recrutement	Risque d'injonction comportementale

Tableau 2 : Principes de conception du prototype de facture explicative

4.1. PRINCIPES ANALYTIQUES GUIDANT LA CONCEPTION

Le prototype de facture explicative a évolué au fil du travail de terrain. Plutôt que de décrire un format stabilisé une fois pour toutes, nous retenons ici les principes de restitution qui ont guidé sa conception. Le premier enjeu consiste à clarifier les montants sans produire un effet de surcharge. La facture doit permettre d'identifier ce qui est dû ou reçu par chaque participant, tout en rendant lisibles les règles de calcul mobilisées. Le deuxième enjeu est d'articuler les montants financiers aux flux énergétiques qui les produisent : les euros n'ont de sens pour les participants que s'ils peuvent être reliés aux kWh consommés localement, injectés ou achetés au réseau. Le troisième enjeu consiste à inscrire les résultats individuels dans le fonctionnement collectif de l'opération, afin d'éviter que la restitution ne soit interprétée comme une simple facture individuelle déconnectée du partage local de l'électricité. Enfin, le prototype cherche à ouvrir une discussion sur les marges d'action possibles (surplus non consommé localement, flexibilité des usages ou recrutement de nouveaux consommateurs) sans transformer l'information en injonction comportementale. Ces principes traduisent un compromis de conception : rendre les calculs suffisamment transparents pour soutenir la confiance, mais suffisamment synthétiques pour rester appropriables par des participants non spécialistes.

4.2. UNE SEQUENCE DE RESTITUTION PROGRESSIVE EN QUATRE VOLETS

Le format de restitution proposé est organisé en quatre volets successifs, pensés comme une progression du résultat individuel vers son inscription énergétique et collective (*Figure 1*). Il ne s'agit pas de juxtaposer des informations, mais de relier progressivement un solde financier à ses conditions

de production : les règles de calcul, les flux physiques associés et le fonctionnement global de l'opération.

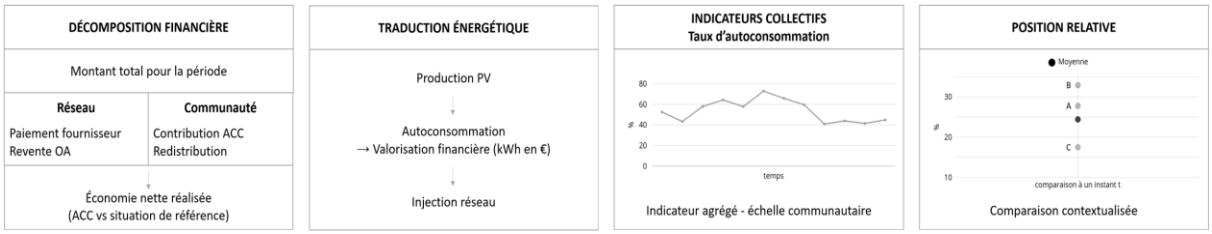


Figure 1 : Progression des formats de restitution financière : du solde individuel à l'inscription collective

Le **premier volet** prend la forme d'une synthèse individuelle de type facture, distinguant les montants dus à la communauté et les montants reçus lorsque le foyer est producteur. Le **deuxième** met en correspondance ces montants avec les flux physiques de l'opération : production, autoconsommation locale, soutirage réseau et surplus. Le **troisième** restitue des indicateurs collectifs, notamment les taux d'autoconsommation et d'autoproduction, afin d'inscrire le résultat individuel dans la dynamique globale de l'opération. Le **quatrième** introduit un positionnement relatif, non sous la forme d'un classement, mais comme un moyen de contextualiser les écarts entre profils de consommation, contrats fournisseurs et contributions à la production locale. Cette progression vise à éviter que la restitution financière soit réduite à un simple solde à payer ou à recevoir. Elle permet au contraire d'articuler trois niveaux d'intelligibilité : comptable, énergétique et collectif.

5. DISCUSSION : VERS UN CADRE PARTICIPATIF DE MISE EN VISIBILITE DES FLUX FINANCIERS

5.1. DU CALCUL ECONOMIQUE A LA MEDIATION COLLECTIVE

L'analyse du prototype conçu dans le cadre de l'ACC de Fragnès met en évidence un déplacement du statut des flux financiers. Ceux-ci ne peuvent être envisagés comme de simples sorties de calcul (montants dus, économies réalisées, répartitions calculées) mais comme des supports de médiation entre données énergétiques, règles économiques et discussion collective. Leur restitution suppose ainsi des arbitrages entre exactitude, lisibilité et gouvernabilité : un calcul plus détaillé n'est pas nécessairement plus appropriable s'il rend les règles difficiles à comprendre ou à discuter. En traduisant des flux énergétiques en valeurs monétaires, le dispositif de restitution contribue à construire une représentation partagée du fonctionnement de l'opération. Cette traduction n'est pas neutre : elle met au premier plan certaines catégories, comme les économies individuelles, les contributions locales ou les gains collectifs, tout en en laissant d'autres plus en retrait. La mise en visibilité des flux financiers ne relève donc pas seulement d'un effort de transparence informationnelle ; elle participe à définir ce qui devient compréhensible, comparable et discutable au sein du collectif. Cette médiation repose toutefois sur une distinction importante : rendre les mécanismes économiques visibles ne suffit pas à garantir leur appropriation ni leur acceptation. La compréhension constitue une condition nécessaire, mais non suffisante, d'une gouvernance perçue comme légitime. Les travaux sur les biens communs soulignent que la robustesse des règles collectives dépend notamment de la capacité des membres à en comprendre les principes, à en discuter les effets et à participer à leur évolution (Ostrom 1990). Dans le cas des ACC, la restitution financière peut donc renforcer la légitimité procédurale du dispositif à condition d'être articulée à des espaces effectifs de discussion.

5.2. TENSIONS ANALYTIQUES DE LA MISE EN VISIBILITE

L'analyse du prototype fait apparaître plusieurs tensions associées à la mise en visibilité des flux financiers. Ces tensions ne doivent pas être comprises comme des limites externes au dispositif, mais comme des arbitrages constitutifs de sa conception. Elles renvoient à la manière dont un support de restitution sélectionne certaines informations, organise leur interprétation et rend possibles certaines formes de discussion.

- **Transparence et surcharge cognitive.** Décomposer les montants, expliciter les règles de répartition et relier les euros aux kWh vise à éviter l'effet de « boîte noire » et à renforcer la compréhension des mécanismes économiques. Toutefois, les travaux sur le feedback énergétique montrent que l'efficacité d'une information dépend de son niveau de complexité, de sa contextualisation et de sa mise en forme (Darby 2006; Hargreaves et al. 2013). Une transparence excessive peut alors produire l'effet inverse de celui recherché : multiplication des détails, perte de lisibilité et difficulté à identifier les informations réellement utiles. L'enjeu n'est donc pas de maximiser l'information disponible, mais de calibrer un niveau de détail suffisamment précis pour soutenir la confiance, et suffisamment synthétique pour rester appropriable par un collectif non spécialiste.
- **Lecture individuelle et inscription collective.** La restitution financière doit permettre à chaque participant de comprendre son propre solde (ce qu'il économise, doit payer et / ou recevoir,) tout en inscrivant ce résultat dans le fonctionnement global de l'opération. Une lecture strictement individuelle risque de réduire l'ACC à une juxtaposition de situations particulières ; une lecture uniquement agrégée peut au contraire rendre invisibles les effets concrets des règles de partage pour les membres. L'enjeu n'est donc pas de choisir entre indicateurs individualisés et indicateurs collectifs, mais de concevoir leur articulation : partir d'un résultat individuel compréhensible, puis le relier aux flux énergétiques, aux règles communes et aux interdépendances entre producteurs et consommateurs.
- **Justice perçue et effets de comparaison.** La mise en visibilité des flux financiers rend possibles des comparaisons entre participants : certains consomment davantage d'électricité locale, certains produisent plus de surplus, certains bénéficient de meilleurs remboursements selon leur contrat fournisseur. Ces écarts peuvent soutenir la discussion sur les règles de partage et contribuer à une perception de justice procédurale, à condition que leurs causes soient explicitées. Mais ils peuvent aussi être interprétés de manière simplifiée, comme le reflet d'un mérite individuel ou d'un engagement plus ou moins vertueux. Or les écarts observés résultent souvent de contraintes structurelles : présence à domicile, équipements, horaires d'usage, orientation des panneaux, contrat fournisseur ou possibilité de charger un véhicule en journée. La comparaison ne devient donc constructive que si elle est contextualisée, afin d'éviter une hiérarchisation implicite des participants.
- **Cadrage financier et ouverture à l'action.** Mettre en avant les économies réalisées permet de rendre les flux tangibles et de susciter l'intérêt pour le dispositif. Mais ce cadrage comporte un risque : réduire l'ACC à une logique de gain individuel, alors que les montants observés restent modestes et que l'intérêt de l'opération tient aussi à la production locale, à la coordination des usages et à l'apprentissage collectif. Relier les montants affichés aux kWh échangés, aux surplus non consommés localement et aux marges de flexibilité permet de déplacer l'attention du seul résultat financier vers les processus qui le produisent. La restitution peut alors ouvrir une discussion sur les actions possibles (déplacer certaines consommations, recruter de nouveaux consommateurs, mieux valoriser les surplus) sans pour autant transformer l'information en injonction comportementale.

Ces tensions ne constituent pas des obstacles à la mise en visibilité ; elles en sont les dimensions constitutives. Rendre visible revient toujours à sélectionner certaines catégories d'évaluation, certains niveaux de comparaison et certaines manières de relier les résultats individuels au fonctionnement collectif. Dans une ACC, l'enjeu n'est donc pas seulement de produire une information exacte, mais de concevoir des supports capables de rendre les mécanismes économiques compréhensibles, contextualisés et discutables.

5.3. VERS UN CADRE EXPLORATOIRE DE CONCEPTION

À partir de cette analyse, nous proposons un cadre analytique exploratoire pour penser la mise en visibilité des flux financiers dans les opérations d'ACC. Il ne constitue ni un modèle prescriptif, ni un outil directement généralisable, mais une grille de conception permettant d'interroger les conditions dans lesquelles une restitution économique peut devenir un support de médiation collective. Trois dimensions apparaissent structurantes :

(1) Lisibilité comptable. La restitution doit rendre intelligibles les montants, les flux et les règles de répartition, tout en évitant une surcharge informationnelle. La lisibilité constitue ainsi une condition minimale de confiance et de mise en discussion.

(2) Articulation entre flux énergétiques et financiers. Relier les montants financiers aux kWh produits, consommés ou injectés permet de maintenir visible la matérialité énergétique du dispositif. Les euros ne sont alors pas présentés comme des résultats autonomes, mais comme la traduction située de flux physiques et de règles collectives de partage.

(3) Ouverture à la discussion et à l'action collective. Les indicateurs et supports de restitution peuvent être conçus comme des objets discutables plutôt que comme des résultats définitifs. Ils permettent d'interroger les critères de répartition, les principes d'équité mobilisés et les marges d'action associées aux surplus, à la flexibilité ou au recrutement de nouveaux consommateurs.

Pris ensemble, ces éléments soulignent que la mise en visibilité des flux financiers relève d'un travail de médiation articulant calcul économique, matérialité énergétique et gouvernance collective. Ce cadre demeure toutefois exploratoire. Le prototype présenté et discuté en réunion n'a pas encore fait l'objet d'un déploiement complet ni d'une évaluation longitudinale de ses effets sur la compréhension, la confiance ou les pratiques des participants. Par ailleurs, le modèle économique de l'opération reste en évolution, ce qui inscrit les outils dans un processus itératif d'ajustement entre règles économiques et supports de restitution. Enfin, l'analyse repose sur un cas unique, situé dans un contexte résidentiel spécifique ; la transférabilité du cadre devra donc être éprouvée dans d'autres configurations d'ACC.

6. CONCLUSION

Cet article soutient que, dans une opération d'ACC, le partage de la valeur ne se réduit pas à un problème de calcul ou d'optimisation. Il dépend aussi des conditions dans lesquelles les mécanismes économiques deviennent compréhensibles, discutables et appropriables par les membres du collectif. À partir du cas du Fragnès, nous avons analysé la conception d'un prototype de facture explicative comme support de médiation entre données énergétiques, calcul économique et gouvernance locale. La contribution est principalement méthodologique. Plutôt que de proposer un nouveau schéma de répartition ou un algorithme d'optimisation, l'article souligne l'intérêt de concevoir les dispositifs de restitution économique comme des instruments sociotechniques à part entière. La décomposition des montants, leur articulation avec les flux énergétiques et leur inscription dans le fonctionnement collectif participent à configurer ce qui devient lisible, comparable et discutable au sein de la communauté. Ce

positionnement invite à élargir les approches dominantes des ACC. Si la littérature techno-économique a permis de développer des modèles robustes de partage et d'optimisation, leur appropriation par des collectifs non experts reste encore peu explorée. Articuler modélisation des flux, dispositifs de restitution et dynamiques de gouvernance apparaît ainsi comme un enjeu central pour le déploiement durable des communautés énergétiques locales. Pour la communauté IBPSA, l'enjeu n'est donc pas seulement de produire des modèles ou des simulations de flux, mais aussi d'interroger les formats par lesquels leurs résultats deviennent interprétables dans des situations réelles de décision collective. Les perspectives ouvertes par ce travail sont principalement empiriques. Le déploiement effectif des formats de restitution devra permettre d'observer leurs effets sur la compréhension des mécanismes économiques, les perceptions de justice et les dynamiques d'engagement. La transférabilité du cadre proposé devra également être éprouvée dans d'autres configurations d'ACC, afin d'en identifier les conditions de validité et les ajustements nécessaires. Plus largement, cette recherche suggère que la mise en visibilité des flux financiers ne relève pas seulement d'un enjeu de transparence, mais constitue un levier potentiel de construction collective et de gouvernance locale de l'énergie.

7. REMERCIEMENTS

Ce projet bénéficie du soutien du programme « Observatoire de la transition énergétique » : ANR-15-IDEX-02 et du support du projet FlexTASE. 22-PETA-0009.

8. BIBLIOGRAPHIE

Akrich, Madeleine. 1992. « The De-scription of Technical Objects ». In *Shaping Technology/Building Society. Studies in Sociotechnical Change*, édité par Bijker, W. &. Law, et J. MIT Press. https://shs.hal.science/halshs-00081744.

Bauwens, Thomas, Boris Gotchev, et Lars Holstenkamp. 2016. « What drives the development of community energy in Europe? The case of wind power cooperatives ». *Energy Research & Social Science* 13: 136-47.

Darby, Sarah. 2006. « The effectiveness of feedback on energy consumption ». *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays* 486 (2006): 26.

Hargreaves, Tom, Michael Nye, et Jacquelin Burgess. 2013. « Keeping Energy Visible? Exploring How Householders Interact with Feedback from Smart Energy Monitors in the Longer Term ». *Energy Policy* 52 (janvier): 126-34. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.03.027.

Ostrom, Elinor. 1990. *Governing the commons: The evolution of institutions for collective action*. Cambridge university press. https://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=4xg6oUobMz4C&oi=fnd&pg=PR11&dq=E.+Ostrom,+Governing+the+Commons:+The+Evolution+of+Institutions+for+Collective+Action.+Cambridge,+U.K.:+Cambridge+University+Press,+1990.&ots=aQapAFqC0m&sig=1Tb-kwI7sXL4sCe1G61yaK560LU.

Sousa, Tiago, Tiago Soares, Pierre Pinson, Fabio Moret, Thomas Baroche, et Etienne Sorin. 2019. « Peer-to-peer and community-based markets: A comprehensive review ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 104: 367-78.

Tushar, Wayes, Chau Yuen, Tapan K. Saha, et al. 2021. « Peer-to-peer energy systems for connected communities: A review of recent advances and emerging challenges ». *Applied energy* 282: 116131.

Walker, Gordon, et Patrick Devine-Wright. 2008. « Community renewable energy: What should it mean? » *Energy policy* 36 (2): 497-500.

Identification d'un réseau d'espaces refuges contre les canicules : classification et étude thermique des bâtiments publics toulousains

Natacha Saillard*[1], Marion Bonhomme[1], Delphine Chouillou[1]

[1] Univ Toulouse, INSA Toulouse, LMDC, Toulouse, France

***nsaillard@insa-toulouse.fr**

RESUME. Dans un contexte de réchauffement climatique marqué par l'intensification des vagues de chaleur, localement aggravées par l'îlot de chaleur urbain, plusieurs métropoles expérimentent le concept d'espaces refuges. Il s'agit de lieux, intérieurs ou extérieurs, offrant un confort thermique temporaire. Cette étude interroge la faisabilité technique de déployer un réseau d'espaces refuges dans la métropole toulousaine. Elle questionne d'une part la disponibilité d'un parc de bâtiments publics tertiaires susceptibles d'assurer cet usage et, d'autre part, leur adaptation thermique aux vagues de chaleur. La première phase s'appuie sur des bases de données urbaines ouvertes et sur des indicateurs discriminant la vulnérabilité aux surchauffes des bâtiments. Dans une deuxième phase, une classification non supervisée permet d'identifier des groupes de bâtiments aux comportements thermiques similaires, dans le but d'approfondir leur étude par des approches expérimentales et numériques.

MOTS-CLÉS : Confort d'été, Archétypes, Cartographie

ABSTRACT. In a context of global warming characterised by increasingly intense heatwaves, which are exacerbated locally by the urban heat island effect, several cities are experimenting with the concept of climate shelters. These are indoor or outdoor locations that offer temporary thermal comfort. This study examines the technical feasibility of deploying a network of climate shelters in the Toulouse metropolitan area. It considers the availability of public buildings suitable for this purpose and how well they are adapted to heat waves. The first phase uses open urban databases and indicators to identify buildings vulnerable to overheating, and unsupervised classification is employed to group buildings with similar thermal behaviour for further study using experimental and numerical approaches.

KEYWORDS : Summer thermal comfort, Building archetypes, Mapping

1. INTRODUCTION

Le changement climatique impacte profondément l'environnement thermique des villes densément bâties. Face à cette problématique, deux grandes stratégies sont portées par les politiques publiques : l'atténuation et l'adaptation. Les leviers d'actions ont d'abord été focalisés sur des stratégies d'atténuation, avec notamment les enjeux de diminution des rejets de gaz à effet de serre. C'est uniquement depuis une vingtaine d'années que les chercheurs et les acteurs opérationnels s'intéressent aux stratégies d'adaptation des villes aux vagues de chaleur (Mhedhbi et al. 2024).

Une nouvelle solution d'adaptation a émergé ces dernières années : le développement de réseaux publics d'espaces refuges. Un espace refuge est un « lieu intérieur ou extérieur dans lequel les individus viennent chercher un réconfort thermique lorsqu'ils sont soumis à des conditions atmosphériques stressantes dans d'autres lieux » (Molina et al. 2023). Les premières expériences de tels espaces concernent les « cooling centers ». Apparus aux États-Unis dans les années 90, ils diffèrent des espaces refuges dans le sens où ils sont avant tout des dispositifs d'urgence (Estévez Villarino et al. 2025;

Bonhomme 2024). Aujourd'hui, la ville de Barcelone s'illustre comme pionnière dans ce domaine en proposant des « climate shelters », une initiative qui place l'attractivité des lieux et la participation citoyenne au cœur de la démarche.

Comme à Barcelone, les espaces refuges potentiels de la métropole toulousaine présentent différentes typologies d'espaces et d'usage. En particulier, les bâtiments publics, cibles de notre étude, reflètent les différentes périodes historiques de construction (Tornay et al. 2017) et présentent donc une hétérogénéité de comportement thermique. Cette hétérogénéité constitue un défi majeur pour les collectivités car elle limite le recours à des solutions systématiques. Une approche typologique est donc nécessaire pour identifier et aménager un réseau d'espaces refuges. En cas de canicule, ces lieux doivent être confortables, énergétiquement sobres et limiter la contribution à l'effet d'îlot de chaleur urbain (ICU) et ce, même en cas de forte affluence. Cet article présente la méthode développée pour identifier les bâtiments susceptibles de devenir des espaces refuges à Toulouse Métropole et pour caractériser leur potentiel à accueillir cet usage.

2. METHODE

Ce travail de recherche a été réalisé dans le cadre du programme POPSU Transitions de Toulouse Métropole. La méthode, présentée sur la Figure 1, repose sur une première phase de collecte et de croisement de données afin d'identifier et de décrire les espaces refuges potentiels (voir section 2.1). La deuxième phase consiste à mettre en œuvre des algorithmes de classification afin d'identifier un nombre réduit de bâtiments représentatifs de l'ensemble du parc étudié (voir section 2.2).

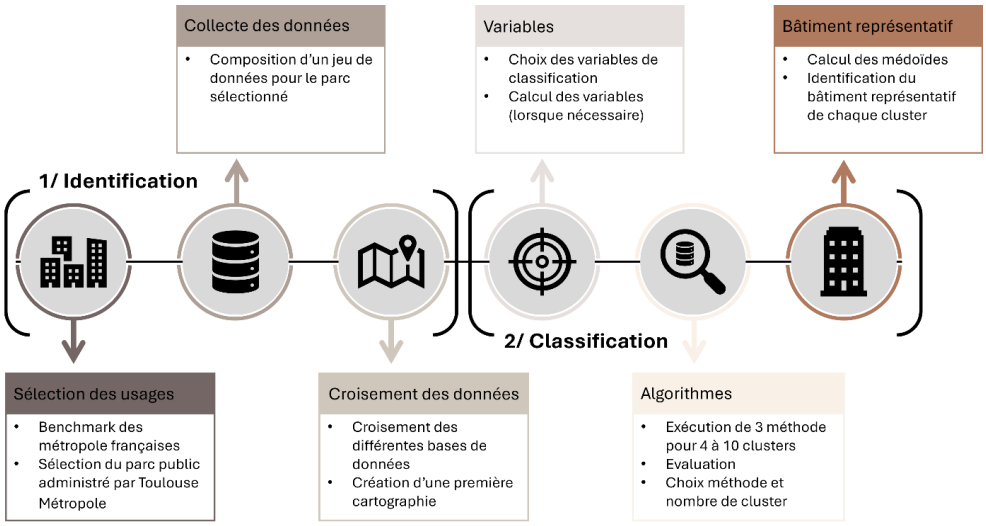


Figure 1 : Méthodologie d'identification et de caractérisation d'un réseau d'espaces refuges

2.1. INDENTIFICATION DES ESPACES REFUGES POTENTIELS

La première phase a consisté à créer un jeu de données des « espaces refuges potentiels ». Le périmètre d'étude regroupait initialement l'ensemble des bâtiments publics gérés par Toulouse Métropole, mais certains usages ne semblaient pas pertinents. Pour définir les différents bâtiments publics susceptibles d'être mobilisés, une première analyse documentaire a été réalisée sur les métropoles françaises, et a permis d'identifier les différents lieux mis en avant sous l'appellation « îlot de fraicheur » par ces collectivités (Vallecalle 2024). L'étude a été actualisée durant l'été 2025 afin d'obtenir une liste d'usages définitive (Figure 2).

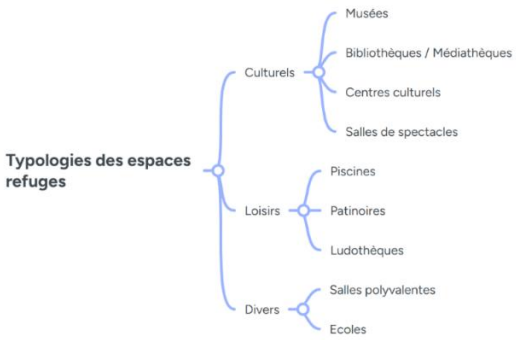


Figure 2 : Typologies d'usages des espaces refuges intérieurs (illustration de l'autrice)

Pour chaque usage sélectionné, nous avons collecté auprès de Toulouse Métropole des données cartographiques sur l'emplacement des bâtiments publics (données ponctuelles correspondant aux adresses). Ces données n'étaient toutefois pas suffisantes pour décrire les bâtiments et leur comportement thermique. Pour les compléter, nous avons donc eu recours à des bases de données urbaines ouvertes :

- la BD TOPO (base produite par l'IGN), qui contient, entre autres, des données morphométriques telles que la hauteur et les différences de niveaux de chaque bâtiment,
- la base de données nationale des bâtiments (BDNB), qui recense de nombreuses informations, notamment la date de construction des bâtiments,
- le fichier localisé social et fiscal (FILOSOFI, produit par l'INSEE). Cette base de données n'a été utilisée que lorsque la période de construction n'était pas renseignée dans la BDNB,
- et la base de donnée issue du projet de recherche MApUCE, qui contient les données carroyées de l'ICU nocturne.

Le croisement de ces bases de données a produit deux résultats : d'une part, une représentation spatiale de la répartition des espaces refuges selon les usages et d'autre part, un jeu de données complet, support de l'analyse typologique développée en deuxième partie.

2.2. CLASSIFICATION TYPOLOGIQUE DES ESPACES REFUGES POTENTIELS

La diversité des usages, des formes urbaines et des matériaux, reflet des périodes historiques, a conduit à suivre une approche typologique. Cette approche permet de répartir les bâtiments en groupes ayant des comportements thermiques estivaux similaires, et de limiter l'étude à un seul bâtiment par groupe. La présente section détaille cette classification typologique.

La première étape de la classification des espaces refuges a consisté à identifier des variables de regroupement. Il existe un consensus sur les variables de caractérisation énergétique des bâtiments. La période de construction est considérée comme un critère principal pour évaluer la performance thermique de l'enveloppe du bâtiment, car elle reflète l'évolution des pratiques de construction et des réglementations thermiques (Dahlström et al. 2022; De Jaeger et al. 2020; Ghiassi et Mahdavi 2017). Les aspects géométriques, largement considérés, sont définis en fonction de la morphologie du bâtiment (compacité, ratio de surface vitrée, etc.) et de variables de dimension telles que le volume, la surface au sol ou le nombre d'étages (Ghiassi et Mahdavi 2017; De Jaeger et al. 2020). D'autre part, plusieurs travaux mobilisent des indicateurs de vulnérabilité à la chaleur, tel que l'ICU, afin d'identifier les zones où les populations sont les plus exposées aux surchauffes urbaines (Cheng et al. 2021; Habib et al. 2026;

Yaqubi 2022). Bien que principalement utilisés à l'échelle du quartier ou de la ville, ces variables caractérisent l'environnement du bâtiment et influencent son comportement thermique estival (plus un bâtiment est soumis à un fort ICU nocturne, plus le potentiel de rafraîchissement nocturne par ventilation naturelle est faible).

Pour notre étude, nous avons sélectionné les variables pertinentes scientifiquement et disponibles dans les bases de données. Par exemple, dans le cas des DPE, bien que pertinents, ils n'ont pas été retenues en raison de leur disponibilité très partielle pour les bâtiments publics tertiaires anciens. La classification a donc été réalisée suivant les dates de construction, les surfaces de plancher, hauteurs, compacités et l'ICU nocturne, afin d'identifier des comportements thermiques semblables, et les espaces les plus vulnérables.

Plusieurs algorithmes de classification ont été testés et comparés. Les plus présents dans la littérature, pour des applications en énergétique du bâtiment, sont les méthodes de partitionnement et les méthodes hiérarchiques. Ainsi, nous avons sélectionné les algorithmes suivants : k-means, k-medoid et une méthode par classification hiérarchique. La détermination du nombre de clusters et le choix de l'algorithme optimal ont été réalisés à partir d'indices de qualité. Il existe actuellement dans la littérature de nombreux indices permettant d'évaluer la qualité d'un groupement. En accord avec celle-ci, nous avons sélectionné les indices de Dunn, de Davies-Bouldin et de Silhouette (Dunn 1973; Davies et Bouldin 1979; Rousseeuw 1987). Enfin, pour chaque cluster, nous avons sélectionné le médoïde et réalisé un calcul de distance au médoïde afin d'identifier les bâtiments les plus représentatifs de deuxième et troisième rang.

3. RESULTATS

3.1. RESEAU POTENTIEL D'ESPACES REFUGES

Lors de la première phase, le croisement des bases de données a permis d'identifier et de caractériser 361 bâtiments répartis sur l'ensemble du territoire de Toulouse Métropole (Figure 3) et présentant une forte hétérogénéité (Tableau 1). Le réseau comprend des bâtiments d'usages divers, anciens et modernes, allant de faibles emprises au sol à de grands complexes bâtis et pouvant être soumis à une forte variabilité d'ICU nocturnes.

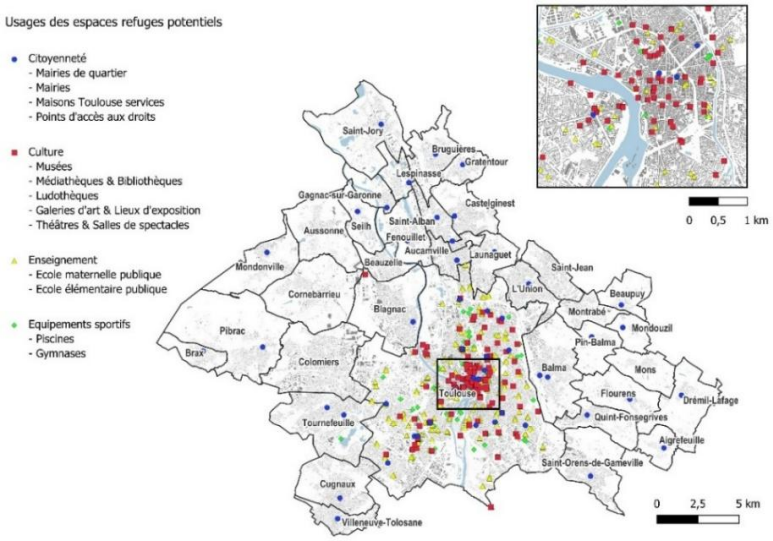


Figure 3 : Les espaces refuges potentiels Toulousains

Variables	Minimum	Maximum	Médiane
Date construction (année)	1700	2021	1983
Hauteur (m)	2	58	8
Surface de plancher (m²)	136	41696	1955,25
Compacité (SU)	0,35	9,32	1,57
ICU moyen nocturne (°C)	1,26	4,27	3,67

Tableau 1 : Statistiques descriptives des variables du réseau toulousain

3.2. RESULTATS DE LA CLASSIFICATION

Différentes classifications ont été mises en œuvre pour l'ensemble des 361 entités constituant le réseau d'espaces refuges potentiels. Les indices de qualité ont été calculés pour les trois méthodes sélectionnées et pour un nombre de cluster variant de 4 à 10. Les résultats sont présentés dans le Tableau 2.

Indice	Nombre de cluster						
	4	5	6	7	8	9	10
	Méthode k-means						
Dunn	0,043	0,051	0,051	**0,052**	0,051	0,045	0,048
Davies-Bouldin	1,573	1,368	1,219	**1,115**	1,328	1,366	1,236
Silhouette	0,183	0,194	0,220	**0,223**	0,188	0,157	0,167
	Méthode hiérarchique						
Dunn	0,064	0,064	0,061	0,061	0,061	0,061	**0,067**
Davies-Bouldin	1,305	1,527	1,391	1,401	1,362	1,393	**1,286**
Silhouette	**0,218**	0,136	0,154	0,153	0,148	0,133	0,136
	Méthode k-medoid						
Dunn	0,035	0,036	0,036	0,040	0,046	**0,048**	0,033
Davies-Bouldin	1,836	1,431	1,593	1,442	1,398	**1,350**	1,381
Silhouette	0,133	**0,183**	0,141	0,134	0,130	0,139	0,150

Tableau 2 : Indices de validité par méthode de classification et par nombre de cluster

Pour sélectionner le nombre de clusters optimal, les indices comprenant les meilleures valeurs ont été mis en évidence dans le Tableau 2. Une bonne classification comprend un indice de Dunn maximal, l'indice de Davies-Bouldin minimal et l'indice de Silhouette proche de 1.

Ainsi, pour la méthode k-means, la classification en 7 clusters semble être la meilleure configuration. Pour une classification hiérarchique, il s'agit d'une répartition en 10 clusters, et pour la méthode k-medoid, une répartition en 9 clusters. La méthode présentant les meilleurs résultats pour la combinaison les trois indicateurs de qualité est la classification k-means avec 7 clusters (meilleur résultat pour l'indice de Davies-Bouldin et le second meilleur choix pour l'indice de Silhouette).

Les espaces refuges potentiels ont donc été répartis en 7 groupes présentant des caractéristiques distinctes par la méthode k-means (Figure 4). Le premier cluster comprend les bâtiments d'avant-guerre essentiellement composés d'écoles, le second comprend les petits bâtiments plutôt récents, le troisième les bâtiments datant d'avant 1800 avec la majorité des musées, le quatrième groupe est essentiellement composé des écoles situées dans les quartiers de grands ensembles, le cinquième comprend les bâtiments les plus grands, notamment les bibliothèques, le sixième les très grands équipements tels que les théâtres et enfin le septième regroupe ceux situés dans des zones à faible ICU nocturne, typique de la périphérie.

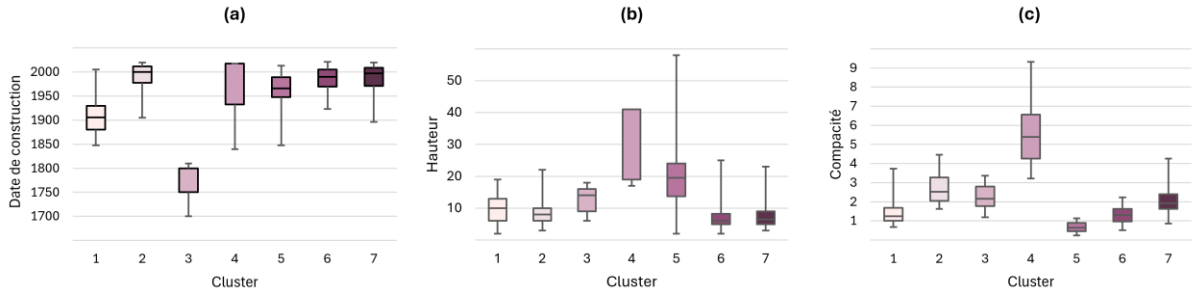


Figure 4 : Distribution des indicateurs par cluster : (a) date de construction, (b) hauteur, (c) compacité

4. DISCUSSION

Lors de l'identification des espaces refuges, nous avons pu constater qu'il y avait une plus grande densité de bâtiments potentiels dans le centre de Toulouse que dans les quartiers et communes périphériques. Ces derniers sont généralement les mairies, où la dimension politique peut décourager un usage en tant qu'espace refuge. Cette concentration des espaces refuges crée des inégalités socio-spatiales face aux surchauffes urbaines. Pour la ville de Toulouse, on note une prédominance de lieux culturels, notamment en centre-ville, et d'enseignement de cycle primaire, proche des sites de grands ensembles. Les équipements sportifs sont géographiquement localisés à proximité des universités, des grands axes routiers ou dans des zones où se concentrent ces infrastructures (cf. île du Ramier).

Ce travail d'identification associé à la classification montre que le parc public toulousain présente trois grands types de comportements thermiques estivaux. Le premier concerne les bâtiments anciens. Les clusters (1) et (3), en particulier, comprennent majoritairement des bâtiments antérieurs à 1950, donc non isolés thermiquement. Ces bâtiments, reconnaissables par leur enveloppe en brique de terre cuite, sont caractérisés par une forte inertie. Par conséquent, ils ont tendance à accumuler la chaleur lorsqu'ils sont soumis à des canicules prolongées et à des apports internes élevés (conditions typiques des espaces refuges). Le deuxième concerne les bâtiments des années 70 (notamment les clusters (4) et (5)), peu compacts et peu ou pas isolés thermiquement, et donc, très sensibles aux variations des températures extérieures. Enfin, le troisième concerne les nombreux bâtiments situés en centre-ville où l'ICU nocturne est le plus élevé. Ce phénomène, dans le cas de vagues de chaleur de longue durée, augmente la vulnérabilité des usagers et limite l'utilisation d'un mode de rafraîchissement nocturne doux. Il sera donc pertinent d'étudier plus spécifiquement des bâtiments correspondant à ces trois grands types de comportements thermiques estivaux.

Même si elle apporte un éclairage nouveau sur la question des réseaux d'espaces refuges et de leurs vulnérabilités aux vagues de chaleur, cette méthodologie comprend quelques limites. Tout d'abord, une partie des bases de données relatives aux bâtiments est spécifique à l'agglomération toulousaine, étant issues du portail de données ouvertes de Toulouse Métropole. Cela limite donc la reproductibilité de la méthode pour d'autres villes. De plus, de manière générale, certaines bases de données sont partiellement incomplètes (DPE et composition des parois), obsolètes (notamment sur la question des bâtiments actuellement désaffectés ou rénovés), ou contiennent des données erronées (dates de construction ou hauteurs). Ces lacunes s'expliquent en partie par la nature des bâtiments étudiés. En effet, le recensement de telles informations pour des bâtiments tertiaires anciens n'est pas systématiquement obligatoire. Cette méthode ne peut donc pas être entièrement automatisée ; une

vérification manuelle systématique de chaque entité a été nécessaire, ce qui en limite le déploiement à grande échelle.

5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Ce travail a été réalisé pour identifier des bâtiments représentatifs de l'ensemble du parc public toulousain afin de déployer un réseau d'espaces refuges dans la ville. Pour cela, une analyse des données disponibles sur le territoire a permis de réaliser une première cartographie, de regrouper et de caractériser 361 bâtiments dans un même jeu de données. Des indicateurs influençant le comportement thermique (date de construction, hauteur, surface de plancher, compacité), et la vulnérabilité à la chaleur (ICU nocturne) ont été utilisés afin de réaliser une classification statistique non supervisée. Plusieurs méthodes de regroupement ont été testées (k-means, k-medoid et hiérarchique), et évaluées à l'aide de trois indices de validité (Dunn, Davies-Bouldin et Silhouette). C'est finalement un regroupement en 7 clusters suivant la méthode k-means qui a été adopté.

Certaines limites concernant la généricité des données ont été identifiées. Elles seront levées en adaptant la méthode avec des bases de données nationale, tels que les base de données SIRENE et DANUBE (De Carvalho Araujo et al. 2025).

En concertation avec Toulouse Métropole, plusieurs bâtiments représentatifs des clusters ont été sélectionnés. Ces bâtiments feront l'objet d'études numériques et expérimentales approfondies, dont une campagne de mesures hygrothermiques, actuellement en cours. Ces études permettront ensuite de définir des pistes de rénovation pour adapter ces bâtiments à la chaleur. L'objectif final est de proposer des recommandations applicables à l'ensemble du réseau d'espaces refuges dans la métropole de Toulouse.

6. BIBLIOGRAPHIE

Bonhomme, Marion. 2024. « Accompagner la transition environnementale des villes face aux caniculesModélisation, expérimentation et transfert : les apports d'une recherche interdisciplinaire ». Accreditation to supervise research, INSA Toulouse. https://insa-toulouse.hal.science/tel-05030905.

Cheng, Wenwen, Dongying Li, Zhixin Liu, et Robert D. Brown. 2021. « Approaches for identifying heat-vulnerable populations and locations: A systematic review ». *Science of The Total Environment* 799 (décembre): 149417. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149417.

Dahlström, Lukas, Tor Broström, et Joakim Widén. 2022. « Advancing urban building energy modelling through new model components and applications: A review ». *Energy and Buildings* 266 (juillet): 112099. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112099.

Davies, David, et Don Bouldin. 1979. « A Cluster Separation Measure ». *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* PAMI-1 (mai): 224-27. https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909.

De Carvalho Araujo, Lorena, Marion Bonhomme, Serge Faraut, et Nathalie Tornay. 2025. « Unveiling renovation patterns in the French building stock using archetype classification and energy performance certificates data ». *Energy and Buildings* 336 (juin): 115647. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.115647.

De Jaeger, Ina, Glenn Reynders, Chadija Callebaut, et Dirk Saelens. 2020. « A building clustering approach for urban energy simulations ». *Energy and Buildings* 208 (février): 109671. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109671.

Dunn, J. C. 1973. « A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters ». Research-article. Taylor & Francis Group, janvier 1. World. https://doi.org/10.1080/01969727308546046.

Estévez Villarino, Brais, Julia Hidalgo, et Marion Bonhomme. 2025. « Anticipatory action and future urban living in a context of increasing temperatures: an analysis from the Barcelona Climate Shelter Network ». In *Cities as Anticipatory Systems*. Springer Cham. https://hal.science/hal-04836936.

Ghiassi, Neda, et Ardeshir Mahdavi. 2017. « Reductive bottom-up urban energy computing supported by multivariate cluster analysis ». *Energy and Buildings* 144 (juin): 372-86. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.03.004.

Habib, Maha, Doruntina Zendeli, Marjolein van Esch, Wim J. Timmermans, et Maarten van Ham. 2026. « Unsupervised clustering approach to residential typo-morphologies across multiple cities for urban heat vulnerability assessment ». *Sustainable Cities and Society* 137 (février): 107107. https://doi.org/10.1016/j.scs.2025.107107.

Mhedhbi, Zohra, Sinda Haouès-Jouve, Geneviève Bretagne, et al. 2024. « Produire une expertise territorialisée entre chercheurs et acteurs autour du climat ». *Risques urbains* 8 (1): 150. https://doi.org/10.21494/ISTE.OP.2025.1382.

Molina, Géraldine, Léo Hureau, et Christine Lamberts. 2023. *Les citadins face aux fortes chaleurs : vulnérabilités, vécus habitants, santé et adaptations*. Report. Rapport du programme de recherche CNRS - IRSTV - Nantes Métropole « Habitants des villes et climat ». https://hal.science/hal-04172893.

Rousseeuw, Peter J. 1987. « Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis ». *Journal of Computational and Applied Mathematics* 20 (novembre): 53-65. https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7.

Tornay, Nathalie, Robert Schoetter, Marion Bonhomme, Serge Faraut, et Valéry Masson. 2017. « GENIUS: A methodology to define a detailed description of buildings for urban climate and building energy consumption simulations ». *Urban Climate* 20 (juin): 75-93. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2017.03.002.

Vallecalle, René. 2024. « Le Réseau d'Espaces Refuges Climatiques dans un contexte de surchauffe en ville l'été; Outil d'urgence et atout à moyen terme en faveur du confort et de l'habitabilité métropolitaine. L'exemple de Toulouse Métropole. » Mémoire. Université Toulouse-Jean Jaurès.

Yaqubi, Obaidullah. 2022. « Contribution to the development of a methodology to build indoor overheating vulnerability maps at the city scale integrating climate change data and urban heat island ». nº 2022NANU4061. Theses, Nantes Université. https://theses.hal.science/tel-04047051.

Simulation du gisement de rénovation énergétique et carbone du parc résidentiel français avec la BDNB

Pascal Schetelat[1,*], Antoine Breitwiller[1]

[1]CSTB
24 rue Joseph Fourier - 38400 Saint Martin D'Hères
*pascal.schetelat@cstb.fr

RÉSUMÉ. La simulation énergétique du parc bâti à l'échelle urbaine repose sur des jeux de données incomplets et hétérogènes. En France, les diagnostics de performance énergétique (DPE) couvrent 17% des bâtiments et présentent des biais de sélection. Cet article propose une approche basée sur la donnée visant à reconstruire, de manière probabiliste, les performances des bâtiments à partir de la Base de Données Nationale des Bâtiments (BDNB). La méthode s'appuie sur un modèle génératif conditionnel combinant un auto-encodeur variationnel et des mécanismes d'attention. Pour chaque bâtiment, une population Monte-Carlo est générée puis simulée dans un moteur conforme à la méthode 3CL-DPE 2021. Un cas d'usage évaluant les gisements d'économie d'énergie après rénovation globale est présenté. Ce cadre probabiliste constitue un jumeau énergétique urbain adapté à l'aide à la décision publique ainsi qu'à l'information des particuliers via l'application gorenove

MOTS-CLÉS. monte-carlo, machine learning, simulation urbaine, BDNB, DPE

ABSTRACT. Urban building energy simulation relies on incomplete and heterogeneous datasets. In France, Energy Performance Certificates (EPCs) cover only a fraction of the residential stock and exhibit marked selection biases. This paper proposes a data-driven approach to probabilistically reconstruct building energy performances using the National Building Database (BDNB). The method relies on a conditional generative model combining a variational auto-encoder and attention mechanisms. For each building, a Monte-Carlo population is generated and simulated in an engine complying with the 3CL-DPE 2021 regulatory method. A use case evaluating energy savings potentials after a global renovation is presented. This probabilistic framework serves as an urban energy twin tailored for public decision support.

KEYWORDS. monte-carlo, machine learning, urban simulation, building database, EPC

1. INTRODUCTION

La massification de la rénovation énergétique du parc résidentiel exige une cartographie de référence des performances du bâti qui soit à la fois à jour, exhaustive et cohérente. Ce « jumeau énergétique » est indispensable pour planifier, évaluer les politiques publiques et éclairer la prise de décision de tous les acteurs de la transition, des pouvoirs publics aux particuliers.

Cependant, la simulation énergétique urbaine se heurte classiquement à la rareté des données. En France, seuls 17% des bâtiments disposent d'au moins un DPE récent. De plus, l'actualisation des DPE est liée aux mutations immobilières et non aux travaux, et ils présentent des biais de sélection inhérents aux dispositifs réglementaires. L'incitation à obtenir une meilleure étiquette génère des effets de seuil marqués, et la dépendance de la méthode DPE aux priorités politiques (ex : abaissement du coefficient de conversion de l'énergie primaire électrique à 1,9 (Ministère de la Transition Écologique, 2025)) rend l'approche par classification supervisée en

« boîte noire » fragile. Au-delà de la photographie de l'existant, ce jumeau doit pouvoir rendre compte de l'efficacité des stratégies de rénovation en permettant de simuler des variantes, de réaliser de la prospective ou à rendre compte de phénomènes qui ne seraient pas pris en compte explicitement dans les DPE, comme la surchauffe des bâtiments lors de vagues de chaleur (Kyriakodis, 2025; Merlet et al., 2025).

Pour s'affranchir de ces limites, nous proposons une approche de simulation reposant sur la reconstruction des données d'entrée du calcul DPE méthode 3CL (arrêté 2021). Les géométries et masques solaires sont extraits de la Base de Données Nationale des Bâtiments (BDNB). Les performances manquantes de l'enveloppe et des systèmes sont générées par une approche d'imputation via un encodeur variationnel conditionnel (cVAE). En phase d'inférence, ce modèle génère pour chaque bâtiment un échantillon Monte-Carlo de données probables, préservant la structure de dépendance entre les variables. Propagées à travers la méthode 3CL, ces données permettent de simuler les performances énergétiques probables tout en quantifiant l'incertitude épistémique, fondement indispensable d'un jumeau urbain d'aide à la décision publique.

2. MÉTHODOLOGIE DE RECONSTRUCTION DES DONNÉES MANQUANTES

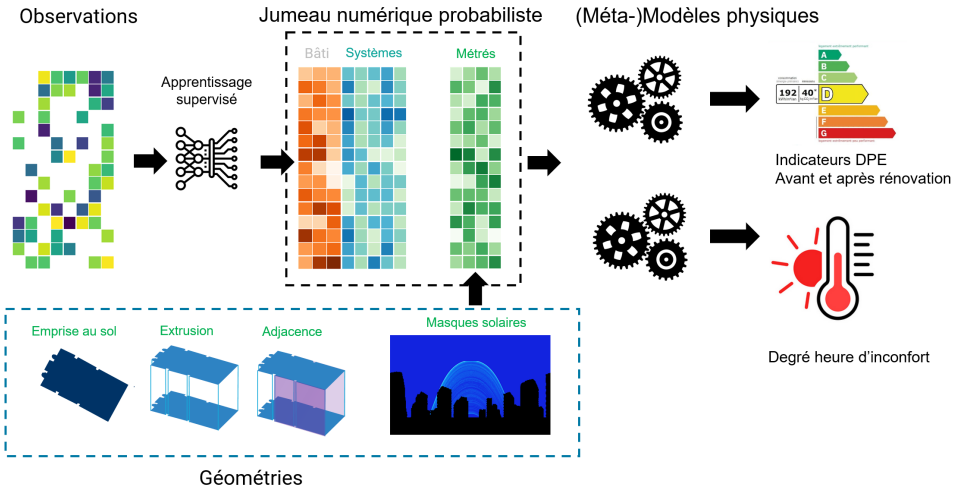
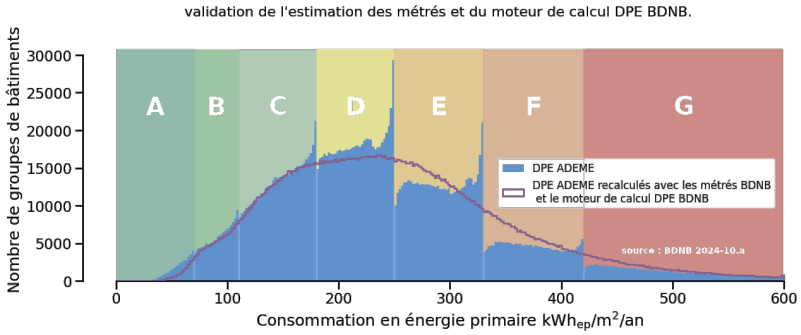


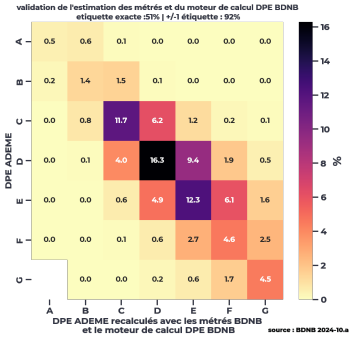
Figure 1 : Schéma de la chaîne de prédiction

2.1. EXPLOITATION DES GÉOMÉTRIES DE LA BDNB

Les surfaces déperditives, les ponts thermiques et les masques solaires de chaque bâtiment sont estimés à partir des emprises au sol extrudées (modélisation 2.5D) en prenant en compte l'adjacence entre bâtiments. Cette approche garantit une prise en compte exhaustive des mitoyennetés et du contexte urbain environnant (masques solaires calculés à chaque face). Cette approche est validée en re-simulant un échantillon de 2 millions de DPE de l'ADEME. Les données de performances de l'enveloppe et des systèmes sont reprises directement des DPE existants, tandis que les métrés sont extraits des géométries de la BDNB. Le calcul est mené sur le moteur de calcul 3CL de la BDNB développé pour le calcul massif. Les résultats sont présentés dans la figure 2. La figure 2b permet de valider le niveau de dispersion causé par l'utilisation des métrés de la BDNB, avec 51% de classes identiques et 92% à ± 1 classe. La figure 2a illustre la préservation de la distribution des consommations en énergie primaire tout en atténuant largement les pics dus aux effets de seuils des classes.



(a) Distributions de consommation



(b) Matrice de confusion

Figure 2 : Validation de l'utilisation du moteur de calcul 3CL-BDNB et des géométries BDNB par comparaison aux DPE ADEME observés.

2.2. MODÈLE GÉNÉRATIF CONDITIONNEL BAT2VEC

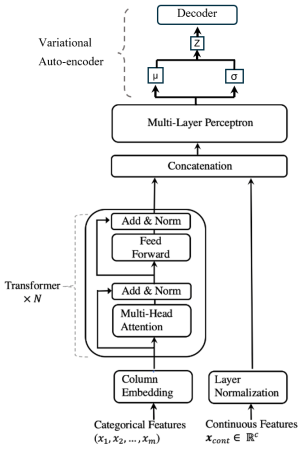


Figure 3 : Architecture du modèle génératif conditionnel bat2vec

Le modèle bat2vec est un réseau de neurones profond dont l'encodeur est inspiré des architectures de type *transformer* tabulaire (Huang et al., 2020; Gorishniy et al., 2021) . Il est combiné avec un auto-encodeur variationnel conditionnel (cVAE) afin d'en faire un modèle génératif stochastique adapté aux tâches de génération de données tabulaires synthétiques (Fonseca and Bacao, 2023) particulièrement adapté à la modélisation de l'incertitude épistémique des modèles de consommation énergétique (Xu et al., 2025). Un schéma d'architecture est présenté figure 3. Les données d'entrées catégorielles (zone géographiques, type de chauffage...) sont encodées par plongement (*categorical embedding*). Les données continues destinées à être reconstruite (coefficient de transmission thermique, ratio de surfaces vitrées...) sont discrétisées puis traitées comme des grandeurs catégorielles par la suite. Le tableau 1 donne la liste des variables reconstruites. Les données d'entrée encodées sont ensuite concaténées et passent à travers un encodeur de type *transformer*, avec 6 couches d'attentions successives avant d'arriver à l'espace latent du cVAE. Le décodeur est constitué d'un perceptron multi-couche dont le nombre de sorties est la somme du nombre de modalité des variables reconstruites. Le jeu de

données d'entraînement est un échantillon de 1,5M de DPE localisés au bâtiment et muni des données descriptives de la BDNB. Cet échantillon est sélectionné avec 3 critères : le diagnostic doit être récent et fiable, avoir une forte fiabilité d'association avec la BDNB et être cohérent avec d'autre source de données connues (année de construction...). La tâche d'entraînement consiste à reconstruire les données d'entrée masquées aléatoirement. La fonction de perte est une perte ELBO classique constituée d'un terme de reconstruction (logloss) et un terme de régularisation de l'espace latent, la divergence de Kullback-Liebler. Ces termes sont calculés indépendamment pour les variables masquées et les variables non masquées, avec un taux de masquage des données de 60% et une pondération de la reconstruction des données masquées de 95%-5%. Les performances du modèle sont évaluées par validation croisée sur les données totalement masquées de 73k DPE. Le modèle converge de manière monotone après 3 époques. La figure 4 présente les matrices de confusion et les distributions marginales prédites par le modèle sur l'échantillon de validation.

2.3. PROPAGATION D'INCERTITUDE MONTE-CARLO ET MOTEUR 3CL-DPE

Les données de performance de l'enveloppe et des systèmes plausibles de chaque bâtiment sont partiellement ou totalement reconstruites avec au moins 100 tirages du modèle bat2vec par bâtiment.

L'inférence des données génère 2 milliards de lignes en 4h sur une infrastructure cloud standard équipée de GPU. La simulation Monte-Carlo de ces données par le moteur 3CL est parallélisée sur 30 cœurs et prend environ 20h de calcul.

Variable	**Unité**	**Description**
Enveloppe		
u_[mur/ph/pb]	$W/(m^2.K)$	Coeff. de transmission thermique des murs, planchers hauts et bas
u_baie_vitree / uw	$W/(m^2.K)$	Coeff. de transmission thermique des baies vitrées (Uw)
type_isolation_[mur/ph/pb]	-	Nature de l'isolation (Intérieure, Extérieure, Répartie)
type_fermeture	-	Type de volets ou fermetures associés aux baies
facteur_solaire_baie / sw	-	Capacité de la baie à transmettre la chaleur solaire
traversant	-	Caractère traversant du logement (impact ventilation)
classe_inertie	-	Niveau d'inertie thermique (Légère à Très lourde)
Systèmes		
type_generateur_chauffage	-	Technologie de production (Chaudière, PAC, etc.)
type_installation_chauffage	-	Configuration du système (Individuel ou Collectif)
type_generateur_ecs	-	Technologie de production d'Eau Chaude Sanitaire
type_ventilation	-	Type de système (Naturelle, VMC SF, VMC DF, etc.)

Tableau 1 : Variables descriptives de l'enveloppe et des systèmes inférées pour la simulation DPE-3CL.

2.4. VALIDATION CROISEE DES PERFORMANCES

La performance de la chaîne de simulation complète est évaluée sur l'échantillon de validation dont tous les DPE sont connus. Les performances sont prédites à l'aveugle (en masquant toutes les données connues des DPE). La figure 5 montre la comparaison des consommations en énergie primaire entre les données brutes des DPE ADEME et les prédictions à l'aveugle. On observe une distribution similaire dans les deux cas tout en gommant les effets de seuils.

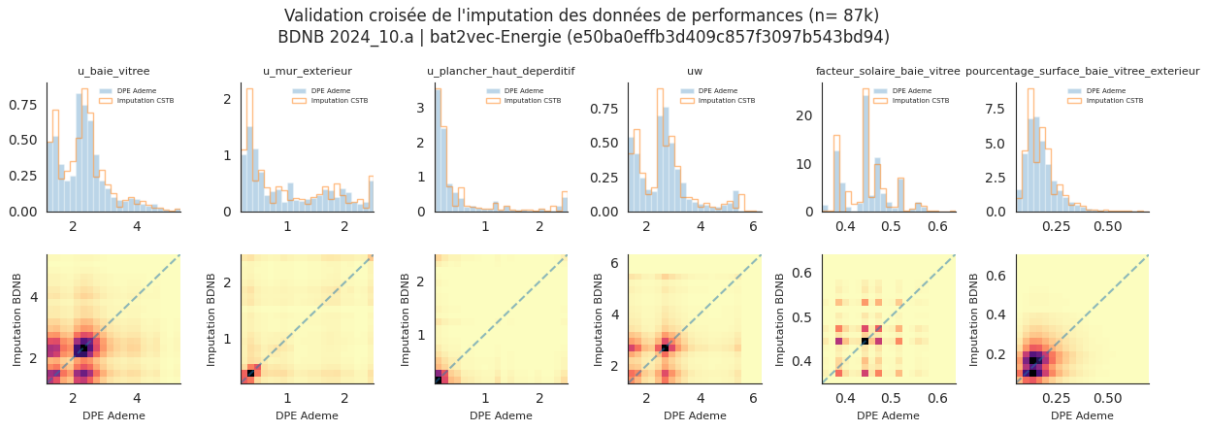


Figure 4 : Validation croisée des données d'entrée des performances de l'enveloppe

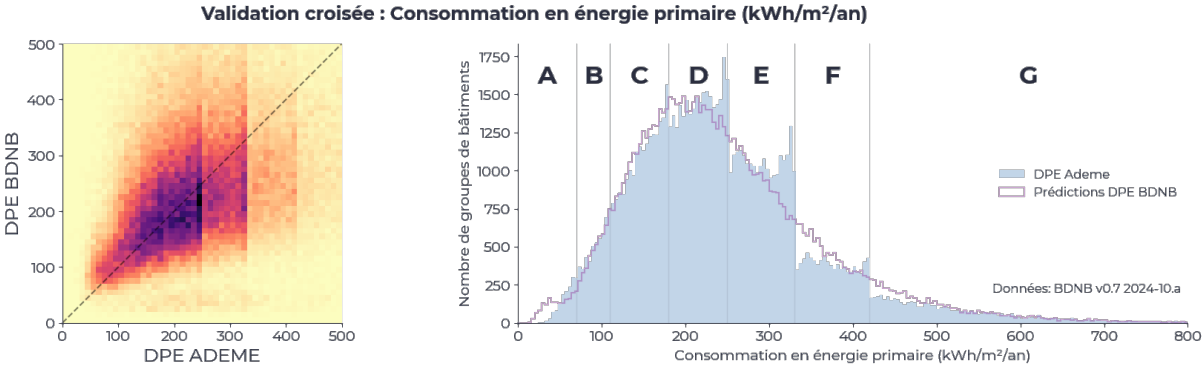
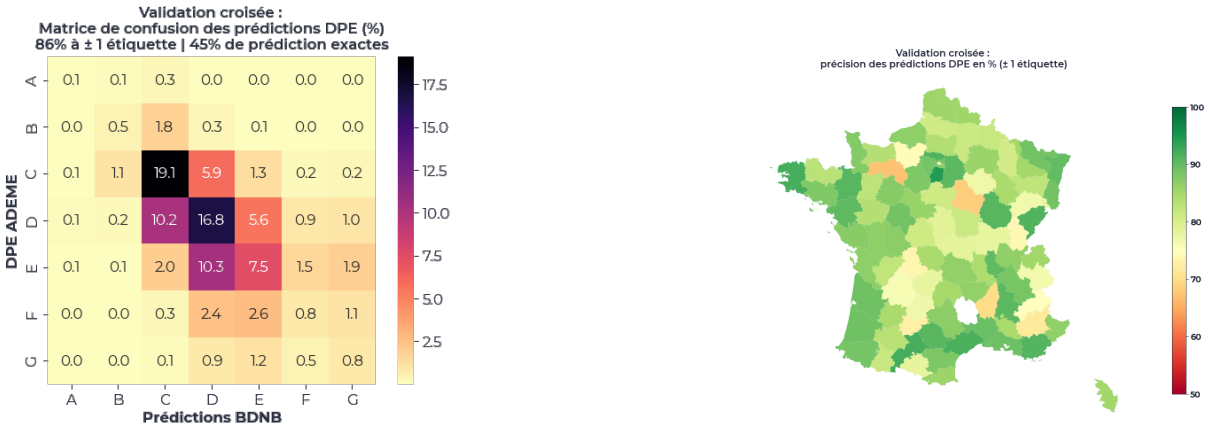


Figure 5 : Validation croisée des prédictions DPE : consommation en énergie primaire.



(a) Validation croisée des classes DPE (arrêté 2021)

(b) Précision des prédictions par département à ±1 classe DPE

Figure 6 : Estimation de la précision de la chaîne de calcul complète par validation croisée

La figure 6a présente la validation croisée des classes DPE prédites et le niveau de précision à ±1 classe près par département. La méthode atteint 45% de prédictions de classes exactes et 86% de prédictions correctes à ±1 classe. Ces performances sont à comparer respectivement

aux 52% et 92% quand les performances DPE sont connues, cf section 2.1.

2.5. ANALYSE DES RÉSULTATS FRANCE ENTIÈRE

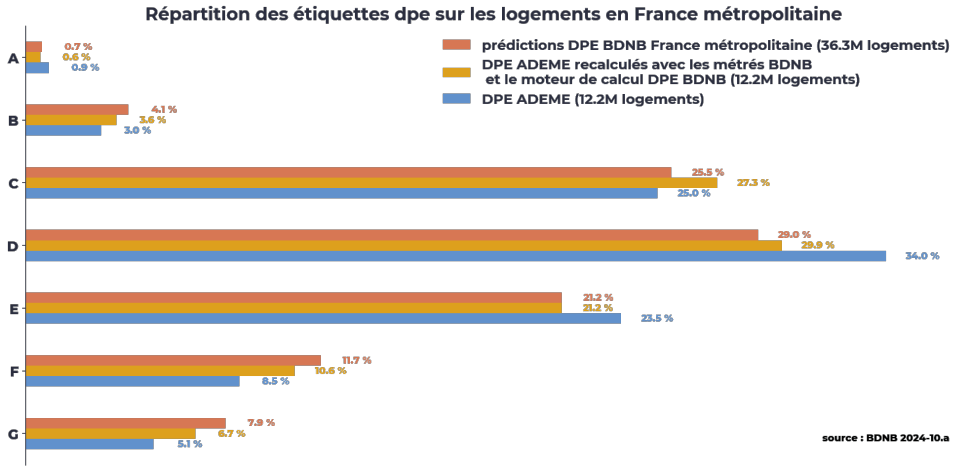


Figure 7 : Distribution des classes DPE : base des DPE ADEME, recalcul des DPE ADEME avec les géométries et le moteur 3CL BDNB, prédictions BDNB France entière.

La figure 7 présente la distribution des classes pour trois échantillons : les DPE bruts de l'ADEME (12,2M), leur recalcul avec les géométries/moteur BDNB, et l'extrapolation à la France entière hors DROM (36,3M de logements). Ce dernier calcul exploite les DPE existants et utilise bat2vec pour imputer les données manquantes (par exemple, les coefficients de planchers pour un DPE d'étage intermédiaire).

Le calcul France entière (hors DROM) couvre 36,3M de logements et exploite les performances connues quand les DPE sont disponibles et utilise le modèle bat2vec pour reconstruire tout ou partie des données manquantes pour le reste du parc. La reconstruction partielle concerne la prédiction des données dans le cas où les données DPE sont incomplètes pour décrire l'ensemble du bâti. Par exemple pour un bâtiment collectif qui serait muni d'un seul DPE sur un étage intermédiaire et dont les coefficients de transmission thermique des planchers haut et des planchers bas sont inconnus.

Les écarts entre les DPE bruts et les recalculs (12,2M de logements) s'expliquent principalement par la correction des effets de seuils qui a tendance à augmenter la proportion de F et de G par rapport aux DPE ADEME (10,6% et 6,7% contre respectivement 8,5% et 5,1% pour les DPE bruts) et diminuer la proportion des étiquettes D et E (29,9% et 21,2% contre respectivement 34% et 23,5% pour les DPE bruts). (Civel et al., 2025)

Les écarts de classes entre ce segment de parc (logements disposant d'un DPE) et l'ensemble des logements s'explique par un biais de sélection de la collecte du DPE connue de la littérature (Chlond et al., 2021). L'analyse des données brutes de l'ADEME montre que la performance du parc évolue par segment. Le parc le plus performant est celui des logements sociaux, suivi par le parc des logements occupés par leurs propriétaires puis le parc locatif privé et enfin le parc des logements vacants.

3. CAS D'ÉTUDE : GISEMENT DE RÉNOVATION URBAINE

3.1. DÉFINITION DES SCÉNARIOS DE RÉNOVATION GLOBALE

Pour évaluer les gisements d'économies d'énergie et de réduction d'émission de gaz à effets de serre, un scénario de rénovation globale dit "maximum" est appliqué virtuellement au parc. Ce scénario impose les exigences minimales du label BBC Rénovation sur l'enveloppe (isolation thermique par l'extérieur avec un coefficient U cible de 0.21 W/m²/K, isolation des planchers hauts et bas). Concernant les systèmes, l'hypothèse centrale est une transition systématique vers des pompes à chaleur (air/eau ou air/air) pour le chauffage et des systèmes thermodynamiques pour l'eau chaude sanitaire.

3.2. ÉVALUATION DU GISEMENT CARBONE

Le gisement carbone est ici défini comme la réduction des émissions annuelles de gaz à effet de serre (GES) en phase d'exploitation, consécutive à une rénovation globale. Son évaluation s'appuie sur le calcul DPE méthode 3CL (arrêté 2021) et couvre les cinq postes réglementaires (chauffage, refroidissement, production d'eau chaude sanitaire, éclairage et auxiliaires). Ce périmètre correspond aux émissions directes et indirectes liées à l'énergie (Scopes 1 et 2) mais ignore l'impact carbone des composants liés aux travaux de rénovation (Scope 3). Ce gisement est obtenu en calculant le différentiel d'émissions entre l'état initial et l'état rénové simulés. De plus, grâce à la re-propagation des échantillons Monte-Carlo sur le scénario final, l'estimation de ces gains est assortie d'un indicateur de fiabilité pour chaque bâtiment.

Au niveau national, si l'ensemble du parc résidentiel bénéficiait de cette rénovation globale, la diminution théorique des émissions annuelles atteindrait 72 Mt de CO_2 eq. Pour référence la SNBC indique que les émissions annuelles du secteur du bâtiment (résidentiel et tertiaire) en 2019 s'élevait à 98 Mt de CO_2 eq (Ministère de la Transition écologique, de la Biodiversité et des Négociations internationales, 2021). L'analyse révèle une forte concentration de ce potentiel : la moitié de ce gisement total (soit 36 Mt de CO_2 eq annuelles) serait accessible en ciblant prioritairement les 20% des logements présentant les gains absolus les plus importants. Il est essentiel de noter que ces logements ne se limitent pas exclusivement aux étiquettes DPE F ou G, la performance énergétique réglementaire étant une métrique relative à la surface, tandis que le gisement absolu dépend fortement de la taille du bâti et du contenu carbone des vecteurs énergétiques.

La figure 8 illustre ce gisement théorique total ventilé par année de construction, en mettant en évidence (en rouge) la fraction accessible via la priorisation de ces 20% de logements présentant le gain absolu le plus important. Spatialement, la figure 9 cartographie ce potentiel à l'échelle du territoire national. Sur cette carte, chaque pixel représente le gisement moyen par mètre carré de surface habitable. On y observe une concentration dans les périphéries urbaines développées durant les Trente Glorieuses, au sein d'un tissu résidentiel majoritairement composé de maisons individuelles occupées par leurs propriétaires.

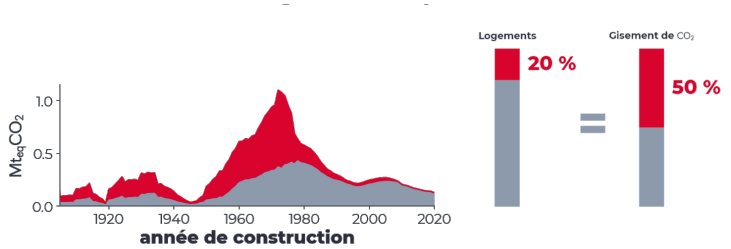


Figure 8 : Gisement de réduction des émissions annuelles de gaz à effet de serre en phase d'exploitation de la rénovation globale du parc par année de construction des bâtiments

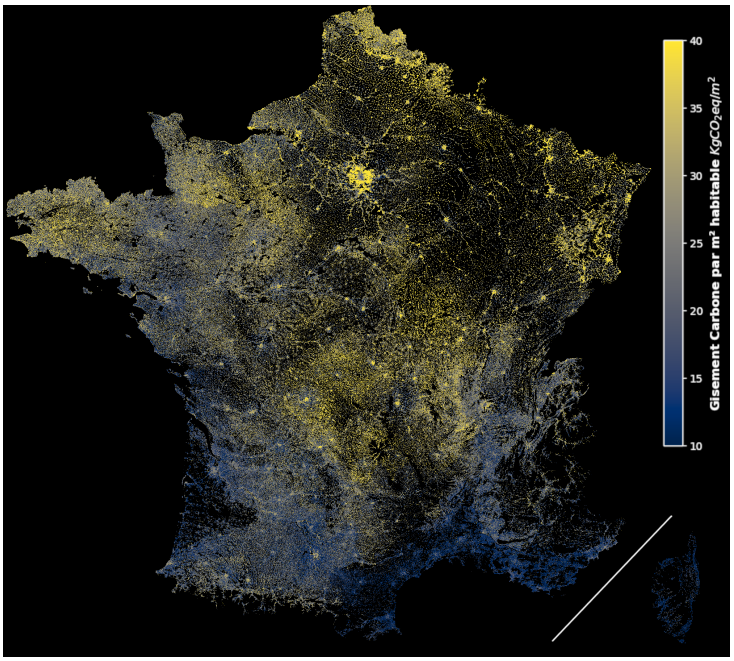


Figure 9 : Gisement de réduction des émissions annuelles de gaz à effet de serre phase d'exploitation de la rénovation globale du parc par m^2 habitable

4. CONCLUSION

La planification de la rénovation énergétique à l'échelle nationale et territoriale nécessite de disposer d'une vision exhaustive de la performance du parc à toutes les échelles. Cet article a présenté une méthodologie probabiliste robuste, couplant un modèle génératif profond (bat2vec) aux géométries de la Base de Données Nationale des Bâtiments (BDNB), afin d'alimenter massivement un moteur de calcul physique réglementaire (3CL).

En substituant une approche déterministe par une propagation d'incertitudes via Monte-Carlo, nous avons pu reconstituer un jumeau énergétique du parc résidentiel français complet (36,3 millions de logements). Les résultats démontrent non seulement la capacité de l'approche à corriger les effets de seuil inhérents aux DPE déclaratifs, mais aussi son aptitude à cibler précisément les politiques publiques : Notre cas d'étude révèle que cibler prioritairement les 20% de logements les plus impactants (construction des Trente Glorieuses, surreprésentation des maisons individuelles occupées par leurs propriétaires) permettrait de capter la moitié du gisement national de réduction d'émissions.

Ces prédictions sont mises à jour à chaque nouveau millésime de la BDNB depuis 2022, intégrant continuellement les nouveaux DPE et l'évolution du parc. Elles sont mises à disposition au grand public via le service Go-Rénove, qui a comptabilisé plus d'un million de visites en 2025, avec près de 8 millions de consultations des prédictions à l'échelle bâtiment.

Cette modélisation physique exhaustive du parc permet l'intégration de nouveaux indicateurs liés à l'adaptation au changement climatique, telles que la prédiction de la vulnérabilité des bâtiments face à la multiplication des vagues de chaleur calculées sur les climats d'aujourd'hui et de demain (Hostein et al., 2026; Toesca, 2026), et l'estimation de l'exposition des personnes vulnérables.

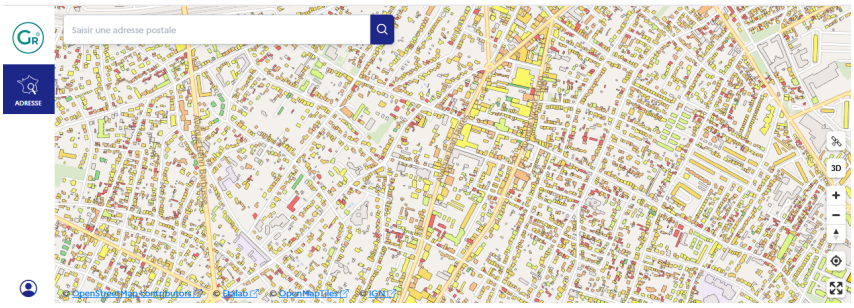


Figure 10 : Classes DPE prédites. Interface de l'application Gorenove

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient les partenaires et financeurs du programme **PROFEEL**, soutenu dans le cadre du dispositif des **Certificats d'Économies d'Énergie (CEE)**. Ces travaux ont été réalisés dans le cadre des projets **GO-RÉNOVE 1 et 2**, portés par le CSTB et l'AQC, visant à fiabiliser et accélérer la rénovation énergétique du parc de bâtiments français.

BIBLIOGRAPHIE

Chlond, B., Gavard, C., and Jeuck, L. (2021). How to support residential energy conservation cost-effectively : An analysis of public financial schemes in france. Discussion paper, ZEW - Leibniz Centre for European Economic Research.

Civel, E., Creti, A., Fack, G., and Herrera-Araujo, D. (2025). Certification, manipulation and competition : evidence from energy performance certificates. Working Paper 2025-04, Chaire Économie du Climat, Paris, France.

Fonseca, J. and Bacao, F. (2023). Tabular and latent space synthetic data generation : a literature review. *Journal of Big Data*, 10 :115.

Gorishniy, Y., Rubachev, I., Khrulkov, V., and Babenko, A. (2021). Revisiting deep learning models for tabular data. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 34, pages 18932–18943. Curran Associates, Inc.

Hostein, M., Toesca, A., Machard, A., Kyriakodis, G., and Merlet, Y. (2026). Validation and improvement of urban heat island modelling using field measurements. In *Conférence IBPSA France – Lyon – 2026*, Lyon, France.

Huang, X., Khetan, A., Cvitkovic, M., and Karnin, Z. (2020). Tabtransformer : Tabular data modeling using contextual embeddings. arXiv preprint arXiv :2012.06678 (Amazon AWS).

Kyriakodis, G.-E. (2025). Automated generation of urban weather files for building energy simulation. In *Îlots de Chaleur Urbain : Mesures, Impacts et Perspectives Conference*, Nice, France.

Merlet, Y., Toesca, A., Bacon, C., Schetelat, P., and Machard, A. (2025). A simulation-based overheating indicator for 20 million dwellings nationwide. hal-04960739.

Ministère de la Transition Écologique (2025). Arrêté du 13 août 2025 modifiant le coefficient de conversion de l'énergie finale en énergie primaire de l'électricité pour le diagnostic de performance énergétique. `https://www.legifrance.gouv.fr/`.

Ministère de la Transition écologique, de la Biodiversité et des Négociations internationales (2021). Émissions de gaz à effet de serre du secteur du bâtiment en France (scopes 1 et 2). Indicateurs de suivi de la Stratégie Nationale Bas-Carbone (SNBC). Consulté le 4 mars 2026.

Toesca, A., M. Y. H. M. M. A. (2026). Comparaison d'indicateurs de confort thermique estival et de risque sanitaire à la chaleur par simulations sur le parc de bâtiment français. In *Conférence IBPSA France – Lyon – 2026*, Lyon, France.

Xu, X., Hu, Y., Atamturktur, S., Chen, L., and Wang, J. (2025). Systematic review on uncertainty quantification in machine learning-based building energy modeling. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 218 :115817.

Géovisualisation interactive pour l'exploration de bases de données hétérogènes volumineuses à l'échelle du bâtiment

Philippe Schmid[1,*], Florence Jacquinod[1], Charlotte Roux[2], Marìa-Jesus Lobo-Gunther[3]

[1] Univ Gustave Eiffel, ENSG, IGN, EIVP, LASTIG, F-75019 Paris, France
[2] CEEP - Centre Energie Environnement Procédés, Mines Paris – Université PSL
[3] Univ Gustave Eiffel, ENSG, IGN, LASTIG, F-77420 Champs-sur-Marne, France

[*] philippe.schmid@eivp-paris.fr

RÉSUMÉ. La mise à disposition en Open Data de bases de données géographiques décrivant le parc bâti existant ouvre de nouvelles perspectives pour la recherche en physique du bâtiment (p.ex. simulation énergétique, évaluation environnementale, étude du micro-climat urbain, adaptation au changement climatique). Cependant, l'exploitation de ces bases de données de plus en plus riches se complexifie en raison de l'hétérogénéité des données, des incertitudes sur leur qualité et leur complétude, et de la difficulté à évaluer rapidement leur adéquation aux objectifs de modélisation ou de simulation. Ces verrous constituent un frein à leur appropriation. Dans ce contexte, nous proposons un outil d'exploitation de bases de données volumineuses, dont l'objectif est de faciliter l'évaluation, l'exploration et l'extraction des données pour des démarches d'écoconception et de modélisation énergétique, afin de rendre ces données accessibles aux experts de domaines variés, ouvrant la voie à de nouvelles collaborations entre chercheurs en simulation du bâtiment et spécialistes de l'information géographique.

MOTS-CLÉS. open data, géovisualisation, écoconception

ABSTRACT. The availability of geographical databases describing existing buildings as open data opens up new opportunities for building physics research (e.g. energy system simulation, environment evaluation, urban micro climat studies, adapting to climate change). However, using these large databases can be complex due to data heterogeneity, uncertainties about data quality and completeness, time-consuming data processing and the overall complexity of quickly gauging the data's adequation to the modelisation or the simulation's objectives. These challenges represent obstacles to overcome to get a good understanding of a database and relevant results from its exploration. Within this context, we propose a large database exploration tool simplifying the evaluation, exploration and extraction of data for ecoconception projects and energy system simulation. We aim at making data more accessible to experts in various fields. This opens up new collaboration opportunities between building simulation researchers and geographical information specialists.

KEYWORDS. open data, geovisualisation, ecoconception

1. INTRODUCTION

Le développement de la publication de données en Open Data par des acteurs du secteur public comme privé ouvre un nombre croissant de perspectives dans de nombreux domaines, dont les recherches en physique du bâtiment. Dans le contexte d'études énergétiques, les données du parc bâti existant peuvent apporter des informations sur l'environnement proche d'un bâtiment, les matériaux de son enveloppe ainsi que ses usages. La Base de Donnée Nationale des Bâtiments (BDNB, (CSTB, 2025)) gérée par le CSTB (Centre scientifique et technique du bâtiment), qui compile les données de 28 sources en Open Data (et 30 dans sa version Ayant droit), en est un exemple. Elle a ainsi déjà été mobilisée pour estimer les stocks de matériaux (Pellan, 2024),

évaluer les potentiels d'amélioration de la performance énergétique (Silveira et al., 2025), ou construire des archétypes représentatifs du parc existant (Chevilliet et al., 2025), offrant de nombreuses perspectives pour des démarches d'écoconception et de modélisation énergétique à l'échelle urbaine.

L'exploitation de bases de données en Open Data nécessite d'évaluer leurs caractéristiques, notamment leur type, leur source, leur niveau de complétude, la granularité des informations, leur fiabilité et plus généralement la manière dont les données sont structurées. De plus, ces bases peuvent être volumineuses et ainsi difficile à manipuler, pouvant même parfois empêcher leur exploitation (stockage trop volumineux, temps de traitement trop longs, outils inadaptés à la masse de données à traiter, etc.).

Afin d'aider à évaluer la qualité et l'adéquation d'une base de données à un projet donné et à explorer son contenu pour en extraire une sélection utile, nous proposons un outil intégrant des techniques issues de l'interaction humain–machine, de l'exploration de données, ainsi que de la gestion de larges bases de données. Suite à des premiers échanges avec des chercheurs utilisateurs de larges bases de données sur le bâtiment, nous proposons une première interface destinée à étudier les besoins précis et les modes d'exploration des utilisateurs potentiels lors de sessions expérimentales. L'objectif final est d'améliorer l'outil et de le diffuser en open source. La BDNB, contenant des données nombreuses et de types hétérogènes et ayant une taille conséquente (163.5 GB pour la version Open Data millésime 2025-07-a), est utilisée ici pour illustrer le fonctionnement du premier prototype conçu en consultation avec des experts en analyse de cycle de vie.

La section 2 présente notre méthode de travail et la section 3 présente les besoins utilisateurs déjà recueillis. La section 4 est dédiée aux outils existants et à l'état de l'art en rapport avec la problématique d'évaluation, d'exploration et d'extraction d'informations. Une version en cours de développement de l'outil RevL est ensuite présentée au travers d'un scénario d'utilisation. Nous terminerons par une discussion de l'état actuel du projet et des étapes d'évaluation et de développement à venir.

2. MÉTHODE

Cette étude s'inscrit dans des travaux visant à évaluer les apports des systèmes informatiques géographiques (SIG) et de la géovisualisation à l'écoconception des projets urbains. De nombreux usages de données géographiques ont été identifiés, allant de l'étude du parc bâti existant pour sa caractérisation afin d'évaluer différents scénarios de rénovation, l'environnement proche d'un projet d'aménagement, ou la production d'archétypes représentatifs d'un parc donné, en vue de guider un projet urbain dans ses phases de conception.

Cette première phase du projet est articulée par des consultations d'experts et des phases d'analyses en alternance, utilisées pour identifier les principaux points de blocage à l'utilisation des données en Open Data et créer une première version de notre outil, suivant une méthodologie de conception centrée utilisateur (Koh et al., 2011).

La première étape de consultation a consisté en l'analyse détaillée des besoins d'un utilisateur expert lors d'entretiens informels. La formulation par l'expert de ses besoins a permis d'aboutir à une première description du processus d'exploration d'une base de données volumineuse du parc bâti. Des échanges sur ses choix techniques ont permis d'affiner l'analyse des besoins de cet utilisateur.

Ensuite, une phase d'analyse thématique des données récoltées a mené à une catégorisation

des besoins exprimés en quatre thèmes principaux (cf. section suivante), afin d'identifier les blocages rencontrés par les utilisateurs pour esquisser une première version de notre outil.

Lors d'une seconde phase de consultation, cette première version a été présentée à deux autres experts lors de discussions ouvertes au cours desquelles ces experts nous ont montré leurs travaux et leur propre manière de travailler et nous ont fait un retour sur notre première proposition d'outil.

Une deuxième phase d'analyse de ces retours nous a permis de produire une version améliorée de notre outil, que nous souhaitons désormais présenter à d'autres utilisateurs, pour évaluer son utilisabilité.

Nous envisageons par la suite d'effectuer un recueil qualitatif de l'expérience des utilisateurs de l'usage de RevL, puis, après itération, de mettre en place une expérience contrôlée évaluant l'utilité de diverses fonctionnalités dans l'assistance à l'exploration. Ces étapes sont résumées dans la figure 1.

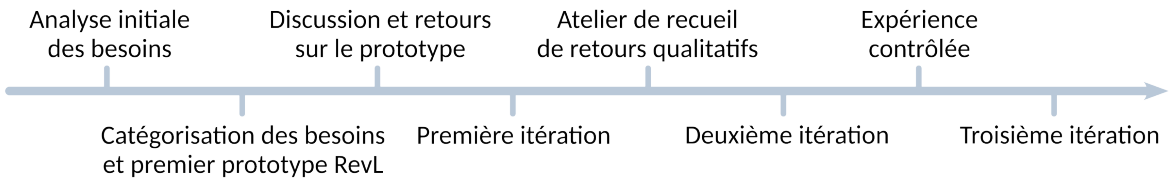


Figure 1 : *Schéma méthodologique montrant la conception itérative de l'outil, dirigée par les échanges avec les utilisateurs.*

3. BESOINS DES UTILISATEURS

Maniabilité des données. Un point de friction important décrit par les utilisateurs est la taille conséquente de la base, qui place les utilisateurs face à des difficultés et limitations matérielles pas toujours aisées à dépasser, comme le manque d'espace disque, de connaissances informatiques nécessaires pour mettre en place, administrer et connecter une base de données aux logiciels d'exploitation de données, ou encore l'extrême lenteur des calculs si l'on utilise des formats plus facilement accessibles. Face à cela, les utilisateurs sont parfois forcés de sélectionner à priori une partie des données pour rendre le volume de données à traiter et les temps de calcul plus viables, restreignant d'autant le cadre de l'exploration. Ils sont parfois amenés à démultiplier les expérimentations et les outils pour trouver une manière d'accéder à une partie de la base, perdant temps et énergie pour des résultats parfois décevants et difficiles à partager. Au final, les difficultés rencontrées restreignent souvent l'ambition initiale et conduisent parfois à renoncer à l'exploitation de données potentiellement utiles. Le manque de flexibilité des méthodes mises en place pour explorer la base peut ainsi restreindre l'étude de la structure et l'exploration du contenu de la base de données, menant à des découvertes tardives de données manquantes ou utiles mais jusque là ignorées, annulant certains résultats obtenus.

Évaluation de la base. L'utilisateur doit se familiariser avec la base de données pour identifier si elle peut répondre à son besoin. Cela se traduit par l'étude des tables et de leur qualité (granularité des informations, complétude, fréquence de mise à jour, etc.). Par exemple, dans le cadre d'un projet de rénovation d'un bâtiment, on pourrait souhaiter connaître les données disponibles sur ce bâtiment comme la composition de son enveloppe (matériaux, épaisseur d'isolant), ainsi

que celles portant sur son environnement proche (masques solaires). Il faut pour cela pouvoir parcourir la documentation de la base pour choisir les tables utiles, avant de pouvoir chercher dans ces tables le bâtiment concerné et ses voisins et voir les données qui leur sont associées. Cette étape est nécessaire afin d'évaluer l'utilité de la base de données pour le projet et d'identifier les données effectivement présentes dans la base et potentiellement exploitables.

Exploration des données. Une fois l'adéquation de la base au besoin vérifiée, il est nécessaire de pouvoir visualiser et étudier ces données et leurs relations au travers de représentations sous la forme de graphiques, de cartes ou de tableaux. On peut ainsi, par exemple, chercher à comparer le bâtiment à rénover avec d'autre bâtiments semblables du même quartier et/ou de la même période, et, si certains ont déjà été rénovés, explorer leurs caractéristiques, pouvant renseigner sur les choix effectués pour leur rénovation. Les premières explorations peuvent amener à de nouvelles interrogations pour lesquelles de nouvelles sélections, analyses et représentations de données sont nécessaires. L'outil doit permettre d'enchaîner ces requêtes de la manière la plus fluide possible.

Extraction des données. Dans certains cas, les utilisateurs auront besoin de partager ou d'extraire pour un usage dans un autre outil une partie des données ou leurs représentations graphiques (diagrammes, cartes, etc.). On peut ainsi vouloir partager les données de l'enveloppe du bâtiment, ainsi que les comparaisons avec les consommations énergétiques de bâtiments semblables. Il faut donc pouvoir extraire un sous-ensemble de la base sous différents formats faciles à transmettre.

Enfin, le travail d'exploration est itératif et non linéaire. Le résultat d'une exploration peut mener à s'intéresser à une partie de la base jusqu'alors négligée, et à lancer une nouvelle phase d'évaluation. Les échanges autour des représentations graphiques extraites de la base peuvent également donner lieu à de nouveaux questionnements et besoins d'exploration. Le schéma de la figure 2 représente les étapes et leurs liens.

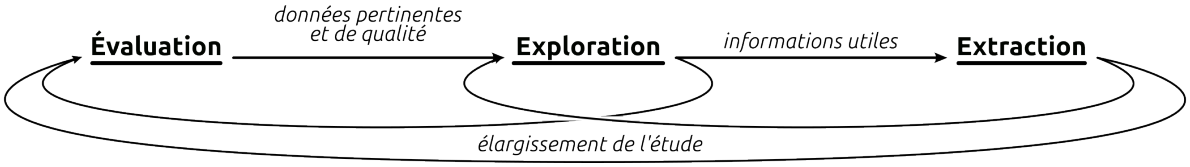


Figure 2 : *Étapes du processus d'exploitation d'une base de données.*

4. TRAVAUX ASSOCIÉS

L'exploration de données volumineuses est un sujet vaste qui implique de nombreux domaines d'étude (Andrienko et al., 2020). Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes concentré sur l'aspect interaction humain–machine (IHM), visualisation et exploration de données.

4.1. OUTILS EXISTANTS

De nombreux outils permettent de manipuler des données géographiques, par exemple QGIS et ArcGIS. Cependant, ces outils sont conçus pour analyser des données ou créer des représentations

cartographiques statiques, et peuvent ne pas être appropriés pour les explorer de manière interactive, et donc évaluer rapidement l'utilité d'une base de données (Lobo et al., 2017). Des outils de type dashboard, comme PowerBI, permettent d'explorer des données en utilisant plusieurs graphiques interactifs et connectés entre eux mais ne sont pas conçus pour traiter des données géographiques, et donc leur représentations cartographiques restent limitées.

D'autres outils sont plus génériques et se concentrent sur un mode spécifique d'interaction pour augmenter leur accessibilité. Visidata est un outil d'exploration de bases de données en ligne de commande. Bien que limité en termes de visualisation graphique des données, il propose à l'utilisateur une interaction unique pour tout type de données, simplifiant ainsi l'interface. Observable Canvas possède l'avantage d'afficher le cours de l'exploration au travers d'une séquence de graphiques et de tableaux. Le logiciel Tableau facilite la visualisations de plusieurs groupes de données dans un même graphique, permettant ainsi de comparer ces groupes.

Les atouts de ces outils ont guidé la création de notre premier prototype : Interface unique, représentation graphique du processus d'exploration permettant de revenir sur des analyses ou graphiques déjà réalisés, création de graphiques composés de plusieurs sources de données.

4.2. LITTÉRATURE LIÉE À L'EXPLORATION, LA VISUALISATION ET L'INTERACTION

L'analyse de la littérature scientifique nous a permis d'identifier des outils et méthodes pour répondre aux besoins liés à l'analyse exploratoire de bases de données volumineuses. L'exploration de données comme le data mining s'attache à identifier des motifs émergents, des propriétés, et des liens inattendus entre les données (Hand et al., 2001; Yuan et al., 2004). Shneiderman résume la tâche d'exploration de données en trois étapes : Aperçu, zoom et filtrage, détails à la demande (Shneiderman, 1996). Ces étapes permettent de faire émerger ces motifs progressivement, en interagissant avec les données et leurs relations au travers de visualisations. Pour aider l'utilisateur dans sa tâche d'exploration, Tudoreanu et al. proposent de rendre les légendes de cartes interactives (Tudoreanu and Kraemer, 2001), et Willett et al. ajoutent des informations contextuelles à l'interface (Willett et al., 2007). Seeskin et al. se sont quant à eux concentrés sur la visualisation de la qualité des données, proposant des méthodes graphiques d'étude de ces caractéristiques (Seeskin and Rice, 2021). Lorsque les analyses sont coûteuses en temps, Moritz et al. proposent à l'utilisateur d'explorer des résultats intermédiaires, lui permettant de continuer ses analyses pendant que les résultats finaux sont calculés (Moritz et al., 2017).

5. OUTIL PROPOSÉ

Afin de faciliter l'exploitation de bases de données en Open Data, nous proposons l'outil RevL qui offre une interface unique pour les trois phases d'exploration, simplifiant le passage de l'une à l'autre. Les données sont explorables au travers du concept central que sont les vues. Les vues visualisent des sous-ensembles de données sous la forme d'un graphique, d'une carte ou d'un tableau. La légende d'une vue permet de filtrer une partie des données de manière interactive. Les sélections ainsi créées peuvent être visualisées au sein d'une nouvelle vue. Les vues peuvent être chaînées pour progressivement affiner une sélection ou effectuer des comparaisons.

Pour illustrer l'utilisation de RevL, nous allons utiliser un scénario d'exploration, reprenant les trois étapes d'exploration identifiées ci-dessus.

Évaluation de la base : il s'agit de parcourir les données de la base pour évaluer l'adéquation par rapport au besoin. L'utilisateur commence par créer une vue de type tableau, qui affiche la liste de noms des tables et des statistiques comme le nombre de colonnes et de lignes. Un lien est fait dans notre outil avec la documentation, qui permet d'afficher la description du contenu de chacune des tables. Après avoir parcouru ces descriptions, il choisit de s'intéresser d'abord à trois tables portant sur les propriétés des bâtiments.

Il ouvre une deuxième vue tableau avec les colonnes des tables choisies, et y affiche pour chaque colonne son nom, le type de données, le nombre de valeurs non remplies et la valeur la plus fréquente. Cela lui permet notamment de comprendre comment les bâtiments sont décrits dans la base et d'identifier des champs peu renseignés. Notre utilisateur remarque ainsi que la colonne précisant la hauteur des bâtiments possède de nombreuses lignes vides.

Il ne connaît cependant pas la répartition spatiale de ces valeurs, alors qu'il s'intéresse à une zone projet spécifique. Il ouvre donc une vue de type carte pour étudier la répartition spatiale des données sur la hauteur des bâtiments. En filtrant les bâtiments de sa zone d'étude, il s'aperçoit que, dans la sélection qui l'intéresse, aucune donnée ne manque.



Figure 3 : À gauche : Les bâtiments sont affichés sur une carte, et un filtrage est effectué en fonction de leur localisation et de leur hauteur. À droite : L'usage du bâtiment est affiché en fonction de son âge et de sa hauteur.

Exploration de la base : Il explore alors sa zone d'étude en filtrant les bâtiments en fonction de leur élévation. Il navigue dans la carte et consulte les données des bâtiments qui l'intéresse. L'utilisateur se concentre alors sur l'usage des bâtiments en fonction de l'année de construction sur sa zone d'intérêt. Il crée pour cela une vue représentant sous forme de graphique ces informations. Constatant que les bâtiments construits dans la même période que le bâtiment étudié possèdent les mêmes caractéristiques, il filtre les bâtiments par rapport à leur date de construction, ne conservant que les bâtiments de la même décennie.

Extraction des données : L'utilisateur exporte la vue carte et graphique, et les partage avec ses collaborateurs. Les discussions ainsi générées pourront à leur tour donner lieu à de nouvelles évaluations et explorations de données.

6. DISCUSSION ET PERSPECTIVES

Ce premier prototype propose des outils génériques de filtrage et de sélection de données. Afin de répondre aux besoins utilisateurs identifiés en terme d'évaluation de la base, d'exploration et d'extraction des données, il offre au sein d'une seule interface la possibilité d'explorer la

structure et le contenu de la base, puis des sous-ensembles de données potentiellement utiles à l'aide de vues tableau, graphiques et cartes. Il permet également de réaliser des sélections interactives dans ces vues, au gré des interrogations et intérêts de l'utilisateur. Les vues successives sont liées les unes aux autres pour pouvoir revenir sur les vues générées au fur et à mesure de l'exploration. Ces fonctionnalités existent dans d'autres outils, mais dont l'accessibilité (coût, connaissances nécessaires) est limitée ou qui ne permettent pas l'exploration de données très volumineuses de manière fluide.

Pour faciliter l'exploration de bases de données complexes, la connexion à la base de données est réalisée une fois sur la partie serveur, qui gérera ensuite toutes les demandes de l'utilisateur via le client, sans qu'il n'ait besoin d'installer lui-même un gestionnaire de bases de données, ni même de stocker les données sur sa machine, selon la manière dont notre outil sera déployé par ou pour les utilisateurs. Pour que notre outil soit accessible, une attention particulière devra être apportée au processus de connexion à la base.

Pour permettre une interaction fluide avec une base de données volumineuse, la visualisation dite "optimiste" est utilisée afin d'afficher pour l'utilisateur des résultats partiels pendant que l'ensemble des calculs est réalisé sur la partie serveur. Cela peut demander à l'utilisateur non familier un temps d'adaptation. Pour qu'il n'y ait pas d'erreur dans l'interprétation des résultats, l'information du taux d'exécution de la requête doit aussi être visible en permanence.

Afin de valider l'utilisabilité de l'interface proposée, ce prototype va être soumis à des tests utilisateur, et présenté à diverses communautés d'experts. Les expériences et les retours utilisateur permettront d'étudier les stratégies d'exploration, en vue de l'adaptation de l'outil à celles-ci. En fonction de ces retours, d'autres techniques de visualisation progressive pourront venir compléter les outils de gestion de la réactivité du système.

Par ailleurs, d'autres besoins utilisateurs pourront être pris en compte dans un second temps, une fois une première version de l'outil stabilisée. En effet, des besoins plus spécifiques ont été mentionnés lors des premiers échanges avec les chercheurs en analyse de cycle de vie, notamment :

— le besoin de contrôler la granularité des données, au travers de fonctions permettant de renommer et de regrouper des données de la base,
— la possibilité de détecter des similitudes dans les données, comme les bâtiments qui possèdent un certain nombre d'attributs en commun ou similaires, afin de faciliter l'identification d'archétypes,
— la possibilité de manipuler plusieurs bases de données simultanément afin d'effectuer des agrégations et des comparaisons de données entre bases possédant des données d'identification en commun.

L'ajout de ces fonctionnalités pourrait néanmoins remettre en question l'accessibilité de l'outil et sa simplicité d'utilisation, demandant plus d'études. Enfin, l'observation des pratiques concernant l'extraction des données pourrait mener à étudier plus largement l'exploration collaborative et les outils y contribuant.

7. CONCLUSION

Nous avons proposé RevL, un outil conçu à partir des besoins utilisateurs dans le contexte de l'analyse de cycle de vie des projets urbain. Afin de faciliter l'exploitation des bases de données, RevL propose de visualiser les bases de données en couches successives pour isoler progressivement les données utiles au travers de phases d'évaluation, d'exploration et d'extraction. Notre outil sera prochainement évalué par des utilisateurs issus de divers domaines.

BIBLIOGRAPHIE

Andrienko, G., Andrienko, N., Drucker, S., Fekete, J.-D., Fisher, D., Idreos, S., Kraska, T., Li, G., Ma, K.-L., Mackinlay, J., Oulasvirta, A., Schreck, T., Schumann, H., Stonebraker, M., Auber, D., Bikakis, N., Chrysanthis, P., Sharaf, M., and Papastefanatos, G. (2020). Big Data Visualization and Analytics : Future Research Challenges and Emerging Applications. In *EDBT/ICDT Workshops*.

Chevilliet, T., Jacquinod, F., and Feraille, A. (2025). Modèle pour l'ACV comparative de projets urbains en phase conception. *Academic Journal of Civil Engineering*, 43(1) :549–562.

CSTB (2025). La base de données nationale des bâtiments (bdnb). https ://bdnb.io/.

Hand, D. J., Mannila, H., and Smyth, P. (2001). *Principles of Data Mining*. Adaptive Computation and Machine Learning. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts London, England.

Koh, L. C., Slingsby, A., Dykes, J., and Kam, T. S. (2011). Developing and applying a user-centered model for the design and implementation of information visualization tools. In *2011 15th International Conference on Information Visualisation*, pages 90–95. IEEE.

Lobo, M.-J., Appert, C., and Pietriga, E. (2017). Mapmosaic : dynamic layer compositing for interactive geovisualization. *International Journal of Geographical Information Science*, 31(9) :1818–1845.

Moritz, D., Fisher, D., Ding, B., and Wang, C. (2017). Trust, but Verify : Optimistic Visualizations of Approximate Queries for Exploring Big Data. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, pages 2904–2915, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.

Pellan, M. (2024). Downscaling the Low-Carbon National Strategy for the Building Activities. https ://www.research-collection.ethz.ch/entities/publication/5dca2629-2f0c-46f3-b08c-b2732968ea17.

Seeskin, Z. H. and Rice, K. (2021). Visual and Interactive Tools for Assessing Data Quality. *JSM 2021, joint statistical meetings*.

Shneiderman, B. (1996). The Eyes Have It : A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations. *Proceedings 1996 IEEE Symposium on Visual Languages*.

Silveira, K., Delinchant, B., and Marechal, Y. (2025). Urban Energy Modeling with multiple open data sets and validation at city scale. In *Symposium de Génie Électrique*, Toulouse, France. Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS) and Laboratoire Plasma et Conversion d'Energie (LAPLACE).

Tudoreanu, M. E. and Kraemer, E. (2001). Legends as a Device for Interacting with Visualizations. *All Computer Science and Engineering Research*.

Willett, W., Heer, J., and Agrawala, M. (2007). Scented Widgets : Improving Navigation Cues with Embedded Visualizations. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 13(6) :1129–1136.

Yuan, M., Buttenfield, B., Gahegan, M., and Miller, H. (2004). Geospatial Data Mining and Knowledge Discovery. In *A Research Agenda for Geographic Information Science*, pages 365–388. CRC Press.

Désagrégation spatiale de données statistiques pour la modélisation énergétique à l'échelle du bâtiment

Kairo SILVEIRA[1,*], Benoit DELINCHANT[1], Yves MARECHAL[1]

[1]Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France
*kairo.silveira@g2elab.grenoble-inp.fr

RÉSUMÉ. La modélisation énergétique au niveau du bâtiment nécessite des données fines, alors même qu'une grande partie de l'information disponible se situe à des échelles spatiales plus larges, comme les zones IRIS ou les carreaux de 200 m de l'INSEE. Ces données socio-économiques, démographiques ou liées aux consommations annuelles d'électricité par secteur représentent une source importante pour enrichir la connaissance à l'échelle du bâtiment, à condition de pouvoir les adapter correctement. Nous proposons un cadre multi-échelles pour estimer la consommation annuelle à l'échelle du bâtiment en combinant des informations disponibles aux niveaux 200 m, bâtiment et IRIS. L'approche s'appuie sur un modèle XGBoost avec une préparation cohérente des variables entre échelles. Sur 2 347 zones IRIS représentant environ deux millions de bâtiments (test sur 20% des zones), la méthode atteint $R^2 = 0.88$ sur la consommation totale agrégée et réduit d'environ 57% l'erreur globale par rapport à un modèle appris uniquement à l'échelle du bâtiment sur des données plus limitées et déséquilibrées.

MOTS-CLÉS. désagrégation spatiale, données multi-échelles, modélisation énergétique, XGBoost

ABSTRACT. Building-scale energy modeling requires fine-grained data, yet a large share of the available information is released at coarser spatial levels, such as IRIS zones or INSEE 200 m grids, mainly due to privacy constraints. These socioeconomic and demographic statistics, along with annual electricity-consumption data by sector, can enrich building-level modeling provided they can be consistently adapted across scales. We propose a multi-scale framework to estimate annual electricity consumption at building level by combining information available at 200 m, building, and IRIS levels. The approach relies on an XGBoost model with scale-consistent feature preparation. Across 2,347 IRIS zones representing about two million buildings (20% of zones held out for testing), the method reaches $R^2 = 0.88$ on total aggregated consumption and reduces overall estimation error by about 57% compared with a model trained only at building scale on more limited and imbalanced data.

KEYWORDS. spatial disaggregation, multi-scale data, building energy modeling, XGBoost

1. INTRODUCTION

La modélisation énergétique à fine échelle est particulièrement utile dans le contexte de la transition énergétique. Le principal frein est que la consommation annuelle d'électricité n'est généralement pas disponible de manière ouverte et représentative au niveau bâtiment, principalement pour des raisons de confidentialité, alors que les caractéristiques du bâti et certaines données socio-économiques sont disponibles à des échelles agrégées (quartier, district, ville, IRIS, grilles). Le défi est donc d'utiliser ces informations pour estimer la consommation à l'échelle bâtiment tout en gardant des variables cohérentes entre niveaux spatiaux.

Musicant et al. (Musicant et al., 2007) ont formalisé ce cadre d'apprentissage à partir de sorties agrégées et proposé des adaptations algorithmiques pour l'entraînement et l'inférence. Bhowmik et al. (Bhowmik et al., 2016) ont prolongé cette logique avec des *modèles linéaires*

généralisés, c'est-à-dire des modèles linéaires combinés à une fonction de lien pour traiter des cibles non gaussiennes. En géospatial appliqué à l'énergie, Horta et Keirstead (Horta and Keirstead, 2017) et Shu et Lam (Shu and Lam, 2011) montrent l'intérêt de stratégies de downscaling reposant notamment sur des ratios normalisés. Plus récemment, Jiang et al. (Jiang et al., 2025) appliquent des approches d'apprentissage sur données agrégées pour produire des estimations à des résolutions plus fines.

Dans cette continuité, nous proposons un cadre multi-échelles pour estimer la consommation annuelle d'électricité au niveau bâtiment à partir d'informations disponibles à des niveaux supérieurs. Le cadre combine des étapes de désagrégation et d'agrégation pour construire un jeu d'entraînement cohérent, puis applique un modèle XGBoost avec des variables normalisées. L'objectif est de dépasser une limite des approches strictement bâtimentaires : les consommations mesurées bâtiment par bâtiment ne sont disponibles que pour une partie du parc, et la couverture varie fortement selon les usages, principalement pour des raisons de confidentialité. Les jeux d'apprentissage construits uniquement sur ces mesures sont donc plus limités et moins représentatifs, ce qui pénalise la généralisation.

Pour situer l'apport du multi-échelles, nous comparons nos résultats à un modèle appris uniquement à l'échelle bâtiment, développé dans un article soumis à IBPSA France (Silveira et al., 2026). Concrètement, nous décrivons un processus reproductible de désagrégation puis d'agrégation, une préparation des variables cohérente entre échelles, et une évaluation des prédictions après projection au niveau bâtiment puis réagrégation au niveau IRIS.

2. DONNÉES ET CADRE MÉTHODOLOGIQUE

2.1. DONNÉES MOBILISÉES ET PRÉTRAITEMENTS

Le cadre repose sur trois échelles spatiales :

— **bâtiment** : jeu de données obtenu par fusion décrite dans (Silveira et al., 2026) des bases IMOPE [1] et BDNB [2], incluant surfaces, usage principal et énergie de chauffage ;
— **carreau 200 m** : mailles statistiques INSEE (*Filosofi*) fournissant des informations socio-démographiques et de revenu (INSEE, 2025) ;
— **IRIS** : *Îlots Regroupés pour l'Information Statistique*, unités statistiques infra-communales définies par l'INSEE (INSEE, 2026), utilisées ici avec les consommations d'électricité publiées par l'Agence ORE (Agence ORE, 2026).

La figure 1 illustre ces trois niveaux et leurs relations spatiales. Dans ce travail, nous ne modélisons que l'électricité : dans les données ORE, la consommation est publiée par segments d'usage, nous conservons le segment résidentiel et regroupons les segments *PRO* et *ENT* sous l'étiquette *non résidentiel*. Le problème est donc formulé en deux cibles, et nous utilisons un modèle multi-sorties afin d'estimer séparément les consommations résidentielles et non résidentielles.

Le périmètre géographique retient les IRIS de huit départements : $[1, 5, 7, 26, 38, 42, 69, 73]$. Les consommations IRIS sont filtrées sur les années récentes (à partir de 2022), puis moyennées par zone. Un nettoyage des outliers est ensuite appliqué sur les intensités de consommation. Après préparation, le jeu couvre environ deux millions de bâtiments et 2 347 IRIS.

1. `https://www.data.gouv.fr/datasets/base-de-donnees-nationale-imope-inventaire-multi-objets-des-b`
2. `https://www.data.gouv.fr/datasets/base-de-donnees-nationale-des-batiments`

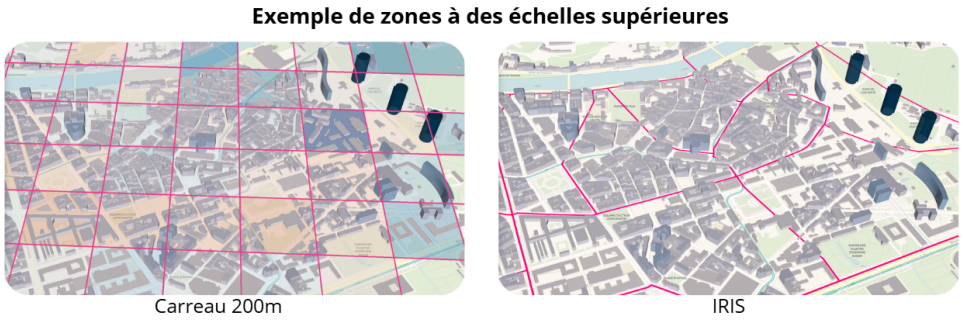


Figure 1 : *Illustration des trois échelles mobilisées (centre-ville de Grenoble)*

2.2. FORMULATION DU PROBLÈME MULTI-ÉCHELLES

Le problème peut se résumer simplement : la cible énergétique est observée à une échelle agrégée, alors que la prédiction est attendue au niveau bâtiment. Le tableau 1 illustre ce décalage : les caractéristiques sont décrites bâtiment par bâtiment, tandis que la consommation observée est publiée à l'échelle IRIS. L'objectif est d'estimer une consommation annuelle à l'échelle du bâtiment.

Données disponibles (lignes = bâtiments, consommation observée au niveau IRIS)							
IRIS	**Bât.**	**Surface (m^2)**	**Usage**	**Chauffage**	**Habitants (hab)**	**Revenu (€)**	**Conso IRIS (MWh)**
1	B1	1100	Résidentiel	non-élec	570	28 000	96.74
	B2	1600	Résidentiel	non-élec	830	45 500	
	B3	800	Tertiaire	élec	0	0	
2	B4	1400	Résidentiel	élec	1620	72 500	183.18
	B5	2000	Tertiaire	élec	0	0	
Objectif (mêmes variables, consommation à estimer au niveau bâtiment)							
IRIS	**Bât.**	**Surface (m^2)**	**Usage**	**Chauffage**	**Habitants (hab)**	**Revenu (€)**	**Conso bât. (MWh)**
X	B6	950	Résidentiel	non-élec	420	22 000	?
X	B7	2100	Résidentiel	élec	920	54 000	?
X	B8	1200	Tertiaire	élec	0	0	?

Tableau 1 : *Données multi-échelles (IRIS / bâtiment) pour l'apprentissage et l'estimation de consommations énergétiques (exemple simplifié).*

Dans cet exemple, *Habitants* et *Revenu* représentent des variables socio-économiques issues des données INSEE à 200 m, désagrégées au niveau bâtiment afin d'enrichir les données bâtimentaires. De manière générale, notre cadre combine une désagrégation top-down des variables de carreaux vers les bâtiments, une agrégation bottom-up des variables bâtiment vers l'IRIS pour construire le jeu d'apprentissage, puis une normalisation par surface et nombre d'individus avant l'entraînement du modèle et la prédiction au niveau bâtiment. La figure 2 synthétise ce processus ; les sous-sections suivantes détaillent chaque étape. Les tableaux de cette section sont volontairement simplifiés : en pratique, le processus agrège environ 40 variables au niveau IRIS.

2.3. DÉSAGRÉGATION 200 M VERS BÂTIMENT

On note s un carreau 200 m, b un bâtiment situé dans s, z une zone IRIS, et A_b la surface résidentielle du bâtiment b. Les variables de carreaux 200 m sont allouées aux bâtiments

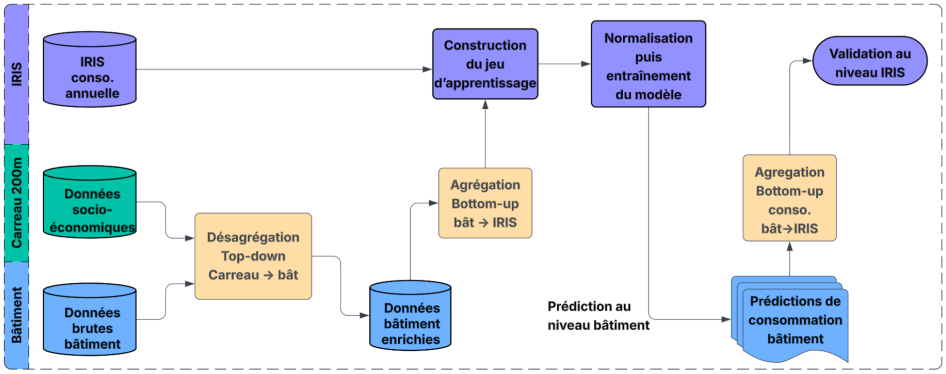


Figure 2 : *Cadre multi-échelles : allocation 200 m vers bâtiment, agrégation vers IRIS, préparation des variables, apprentissage double cible, puis prédiction à l'échelle du bâtiment.*

principalement au prorata de A_b. Pour une variable X :

$$X_b = X_s \times \frac{A_b}{\sum_{k \in s} A_k} \tag{1}$$

Pour la variable de revenu agrégé, on applique une règle per-capita afin de conserver la cohérence population–revenu :

$$X_b^{\text{rev}} = \frac{X_s^{\text{rev}}}{X_s^{\text{pop}}} \times X_b^{\text{pop}} \tag{2}$$

Ces allocations génèrent des estimateurs bâtimentaires (souvent fractionnaires), non des comptes observés individuellement.

2.4. AGRÉGATION BÂTIMENT VERS IRIS

Pour construire un jeu d'entraînement cohérent avec les consommations observées au niveau IRIS, les variables bâtiment sont agrégées par zone. Les bâtiments à usage mixte sont traités à partir des surfaces résidentielles et professionnelles disponibles ; les parties communes ne font pas l'objet d'un traitement spécifique. Les surfaces, le revenu total et le nombre d'habitants s'agrègent par somme. Les variables catégorielles (*usage*, *chauffage*) sont converties en surfaces cumulées par combinaison selon :

$$S_{z,u,e} = \sum_{b \in z} A_b \, \mathbf{1}_{\{U_b = u,\, E_b = e\}} \tag{3}$$

où b indexe les bâtiments, z une zone IRIS, A_b la surface du bâtiment, U_b son usage et E_b son énergie de chauffage. La fonction $\mathbf{1}_{\{\cdot\}}$ est une indicatrice : elle vaut 1 si la condition entre accolades est vraie (et 0 sinon), ce qui sélectionne les bâtiments de la catégorie (u, e) dans la somme. Le tableau 2 illustre le format obtenu :

Pour les autres variables, les règles suivantes sont utilisées :

— décomposition des surfaces par usage (résidentiel collectif/individuel, tertiaire, secondaire, dépendance) et par énergie (électricité/non électricité) selon les cas ;
— sommes des surfaces, ménages, population et revenu bâtiment ;
— moyennes pondérées par surface pour certaines variables physiques (ex. : hauteur, année de construction) ;
— moyennes pondérées par population pour certaines variables socio-démographiques dérivées.

IRIS	Surface rés. non élec. (m^2)	Surface rés. élec. (m^2)	Surface tert. non élec. (m^2)	Surface tert. élec. (m^2)	Nombre d'habitants	Revenu (€)	Conso. (MWh)
1	2700	0	0	800	1400	73 500	96
2	0	1400	0	2000	1620	72 500	183

Tableau 2 : Agrégation au niveau IRIS de l'exemple du tableau 1 : une ligne par IRIS.

2.5. NORMALISATION INTER-ÉCHELLES ET ENTRAÎNEMENT

À l'issue des étapes précédentes, chaque zone IRIS z est décrite par un vecteur de variables explicatives agrégées (surfaces par catégories, variables socio-économiques, etc.) et associée aux consommations annuelles $y_{res}(z)$ et $y_{nonres}(z)$ issues d'ORE. Nous réservons 20% des zones IRIS pour le test, et utilisons les 80% restantes pour l'entraînement.

Comme le modèle est appris sur des observations agrégées (IRIS) puis appliqué à des bâtiments, les ordres de grandeur des variables diffèrent fortement entre échelles. Cette étape est importante car les modèles de type arbres/boosting extrapolent peu hors des plages vues à l'entraînement. Nous ramenons donc les variables de surface, de population et de revenu, ainsi que les cibles, à des intensités (par surface, ou par population) afin de conserver des distributions comparables entre IRIS et bâtiment.

Soient S_{res} et S_{nonres} les surfaces totales résidentielle et non-résidentielle par IRIS. Les cibles d'entraînement sont :

$$y^*_{res} = \frac{y_{res}}{S_{res}}, \qquad y^*_{nonres} = \frac{y_{nonres}}{S_{nonres}} \tag{4}$$

Lors de la prédiction au niveau bâtiment, ces intensités sont reconverties en consommations annuelles (MWh/an) par multiplication par les surfaces correspondantes du bâtiment : $\hat{y}_{res} = \hat{y}^*_{res} \times S_{res}$ et $\hat{y}_{nonres} = \hat{y}^*_{nonres} \times S_{nonres}$.

Les les variables prédictives sont normalisées de façon homologue :
— ratios de composition surfacique (parts résidentielles/non-résidentielles) ;
— variables socio-résidentielles (population, revenu) ramenées à S_{res} ;
— classes d'âge normalisées par population totale.

Le tableau 2 illustre, sur l'exemple agrégé, des ordres de grandeur très différents entre variables d'échelle IRIS et variables d'échelle bâtiment. Le tableau 3 montre qu'après normalisation (intensités et ratios), un IRIS et un bâtiment présentent des valeurs dans des plages comparables, ce qui facilite l'application du même modèle d'une échelle à l'autre.

ID	Surf. rés. non élec. / surf. tot. (-)	Surf. rés. élec. / surf. tot. (-)	Surf. tert. non élec. / surf. tot. (-)	Surf. tert. élec. / surf. tot. (-)	Habitants / surf. rés. (hab/m^2)	Revenu / hab. (€/hab)	Conso. / surf. tot. (kWh/m^2)
IRIS 1	0.77	0.00	0.00	0.23	0.52	52.5	27.64
Bât. B2	1.00	0.00	0.00	0.00	0.52	54.8	27.60

Tableau 3 : Exemple simplifié de variables normalisées utilisées pour l'entraînement (valeurs illustratives).

Le modèle est un `XGBRegressor` entraîné en multi-sorties pour prédire simultanément y^*_{res} et y^*_{nonres}. Les hyperparamètres sont identiques à ceux calibrés pour le modèle à l'échelle unique des bâtiments (Silveira et al., 2026). Il est entraîné sur les IRIS d'entraînement, puis appliqué au

niveau bâtiment via le même processus de transformation. Les prédictions bâtiment sont ensuite sommées par IRIS pour une validation cohérente au niveau IRIS.

3. RÉSULTATS

3.1. PERFORMANCES GLOBALES

En test IRIS (20% des zones, après projection bâtiment puis réagrégation), les métriques du modèle proposé sont résumées au tableau 4. Sur la consommation totale annuelle, le modèle atteint $R^2 = 0.88$.

Cible	R^2	MAE	RMSE	wMAPE
Résidentiel	0.89	609	938	17%
Non-résidentiel	0.84	1544	3008.34	34%
Total	0.88	1723	3225	21%

Tableau 4 : *Performances test IRIS du modèle multi-échelles proposé (MWh).*

La figure 3 présente, pour les IRIS de test, les consommations observées et prédites ainsi que les résidus, séparément pour les composantes résidentielle et non résidentielle.

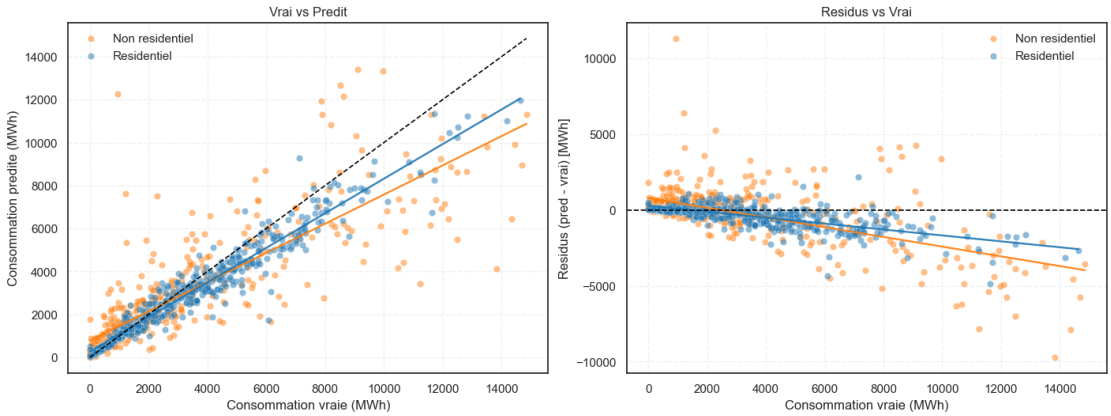


Figure 3 : *Vrai/prédit et résidus pour les composantes résidentielle et non-résidentielle sur IRIS test.*

La figure 3 met en évidence une meilleure qualité de prédiction pour la composante résidentielle (dispersion et résidus plus faibles) que pour la composante non résidentielle, dont la variabilité est plus élevée. Les deux composantes présentent une tendance à sous-estimer les valeurs les plus fortes.

3.2. COMPARAISON À UN MODÈLE À L'ÉCHELLE UNIQUE DES BÂTIMENTS

Nous comparons le cadre proposé au modèle à l'échelle unique des bâtiments (Silveira et al., 2026), qui estime la consommation annuelle en n'utilisant que des variables disponibles au niveau bâtiment. Comme les consommations bâtiment par bâtiment ne sont disponibles que pour une partie du parc, principalement pour des raisons de confidentialité, le jeu d'entraînement est plus limité et moins représentatif. Le tableau 5 présente la comparaison en test sur la consommation totale annuelle (prédictions au niveau bâtiment ensuite sommées par IRIS). Le modèle multi-échelles atteint $R^2 = 0.88$ (contre 0.35) et réduit l'erreur d'estimation d'environ 57% (RMSE) par rapport au modèle à l'échelle unique des bâtiments. Sur le jeu de test, la

répartition surfacique est plus équilibrée (35.36% résidentiel collectif, 37.24% résidentiel individuel, 23.91% tertiaire et 2.32% secondaire), tandis que le modèle à l'échelle unique est calibré sur des données dominées par le résidentiel collectif ($> 96\%$ de la surface en entraînement).

Modèle	R^2	MAE	RMSE	wMAPE	n IRIS
Proposé (multi-échelles)	0.88	1723	3225	21%	470
Échelle unique bâtiments	0.35	3855	7530	47%	470

Tableau 5 : *Comparaison en test sur la consommation totale annuelle (MWh).*

3.3. ANALYSE À L'ÉCHELLE DU BÂTIMENT

La figure 4 représente des prédictions au niveau bâtiment, ramenées par individu (consommation résidentielle prédite en kWh/an/individu). Pour chaque bâtiment, l'âge correspond à un âge moyen d'occupants estimé à partir des classes d'âge du carreau 200 m puis désagrégé ; le revenu correspond à un revenu moyen par habitant estimé par le même mécanisme. On observe une tendance modérée à des consommations plus élevées pour des âges moyens et des revenus plus élevés. Cette relation reste descriptive : elle reflète les corrélations apprises par le modèle et ne permet pas d'inférer une causalité.

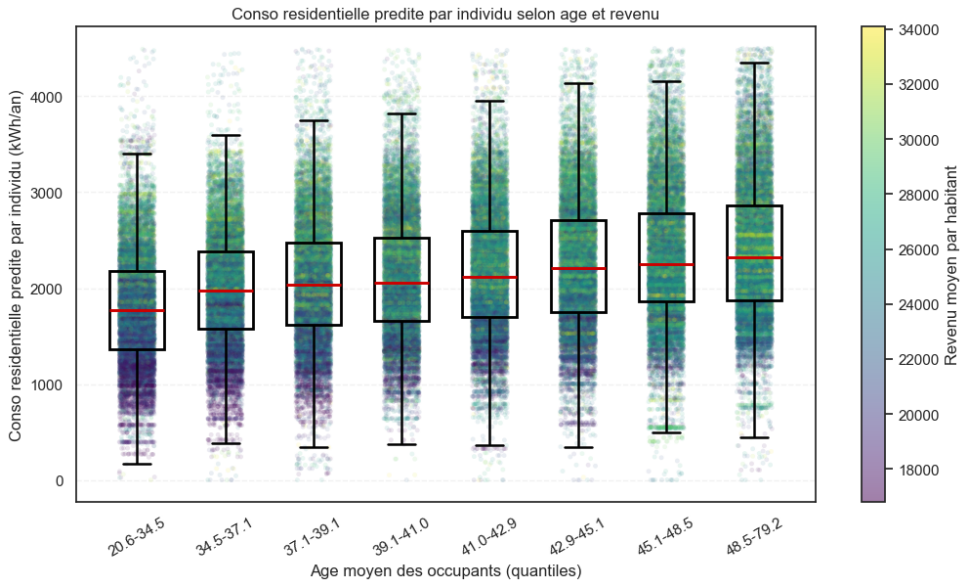


Figure 4 : *Consommation résidentielle prédite par individu selon classes d'âge (couleur : revenu).*

4. DISCUSSION

Les résultats montrent que l'exploitation conjointe d'informations multi-échelles (carreaux 200 m, bâtiment, IRIS) améliore l'estimation de la consommation annuelle au niveau bâtiment, en particulier lorsque les données de consommation bâtiment par bâtiment sont limitées et déséquilibrées.

La figure 3 met en évidence une meilleure prédiction de la composante résidentielle que de la composante non résidentielle, plus variable et plus sujette à une sous-estimation pour les valeurs

élevées. Cette asymétrie est cohérente avec la nature des variables 200 m mobilisées, principalement liées au résidentiel (population, revenu, structure d'âge), et suggère que la prédiction non résidentielle nécessite des variables plus directement liées aux activités. Deux limites principales doivent être soulignées : (i) les variables socio-économiques au niveau bâtiment sont estimées par désagrégation ; (ii) l'évaluation ne dispose pas de mesures de consommation au niveau bâtiment et repose sur une validation par réagrégation au niveau IRIS.

5. CONCLUSION

Nous proposons un cadre multi-échelles de désagrégation/agrégation de données territoriales pour estimer la consommation annuelle d'électricité à l'échelle bâtiment. Le cadre permet d'entraîner un modèle XGBoost multi-sorties au niveau IRIS puis de prédire au niveau bâtiment en appliquant le même processus de transformation et de normalisation.

Sur le cas d'étude considéré, la stratégie réduit d'environ 57% le RMSE sur la consommation totale annuelle par rapport au modèle à l'échelle unique des bâtiments (Silveira et al., 2026), et produit des sorties cohérentes à l'échelle fine.

REMERCIEMENTS

Ce travail s'inscrit dans le projet Fine4Cast, financé par France 2030 (Grant No : ANR22-PETA-0008).

BIBLIOGRAPHIE

Agence ORE (2026). Consommation annuelle d'électricité et de gaz par iris. https://www.agenceore.fr/opendata/consommation-annuelle-delectricite-et-gaz-par-iris. Consulté le 5 mars 2026.

Bhowmik, A., Ghosh, J., and Koyejo, O. (2016). Generalized linear models for aggregated data.

Horta, I. M. and Keirstead, J. (2017). Downscaling aggregate urban metabolism accounts to local districts. *Journal of Industrial Ecology*, 21(2) :294–306.

INSEE (2025). Filosofi 2019 – carreaux de 200 m. https://www.insee.fr/fr/statistiques/7655475?sommaire=7655515. Consulté le 5 mars 2026.

INSEE (2026). Définition : Iris. https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c1523. Consulté le 5 mars 2026.

Jiang, Y., Popov, A. A., Duan, T., and Li, Q. (2025). Downscaling human mobility data based on demographic, socioeconomic, and commuting characteristics using interpretable machine learning methods.

Musicant, D. R., Christensen, J. M., and Olson, J. F. (2007). Supervised learning by training on aggregate outputs. In *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, pages 252–261.

Shu, Y. and Lam, N. S. N. (2011). Spatial disaggregation of carbon dioxide emissions from road traffic based on multiple linear regression model. *Atmospheric Environment*, 45(3) :634–640.

Silveira, K., Ferreira, L., Delinchant, B., and Marechal, Y. (2026). Modélisation de la consommation électrique annuelle des bâtiments par fusion de bases et sélection de variables. Soumis à IBPSA France.

Modélisation de la consommation électrique annuelle des bâtiments par fusion de bases et sélection de variables

Kairo SILVEIRA[1], Lena FERREIRA[2], Benoit DELINCHANT[1], Yves MARECHAL[1]

[1]Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2Elab, 38000 Grenoble, France
[2]Univ. Grenoble Alpes, Grenoble INP

RÉSUMÉ. La planification énergétique et la transition vers des réseaux plus flexibles exigent des estimations fiables de la consommation électrique annuelle des bâtiments. Cette étude propose une approche en deux volets : (i) fusionner deux bases ouvertes hétérogènes décrivant le bâti à des granularités différentes ; (ii) exploiter ce jeu consolidé pour estimer la consommation annuelle à l'échelle construction. La fusion combine correspondance géospatiale, résolution d'ambiguïtés, complétion croisée des valeurs manquantes et création de variables issues du croisement des sources. La cible est construite à partir de deux estimations indépendantes puis filtrée pour ne retenir que les observations cohérentes. Sur 20 289 constructions, un modèle XGBoost est entraîné. Pour gérer le grand nombre de variables plus efficacement, plusieurs méthodes de sélection de variables sont évaluées ; une réduction d'environ 50% des variables est obtenue sans perte notable de performance. Les résultats montrent aussi que les variables construites par la fusion représentent plus de 40% de l'importance totale, soulignant l'intérêt de la stratégie proposée pour l'estimation de la consommation annuelle.

MOTS-CLÉS. Fusion de données, modélisation data-driven, consommation électrique annuelle

ABSTRACT. Energy planning and the transition toward more flexible grids require reliable estimates of annual building electricity consumption. This study proposes a two-stage approach : (i) fusing two heterogeneous open datasets describing buildings at different granularities ; (ii) using this consolidated dataset to estimate annual consumption at construction level. The fusion stage combines geospatial matching, ambiguity resolution, cross-completion of missing values, and creation of variables built from cross-source information. The target is built from two independent estimates and then filtered to retain only coherent observations. On 20,289 constructions, an XGBoost model is trained. Several feature-selection methods are evaluated ; a reduction of about 50% in the number of variables is achieved without notable loss of performance. Results also show that variables created by the fusion process account for more than 40% of total importance, highlighting the relevance of the proposed strategy for annual-consumption estimation.

KEYWORDS. Data fusion, data-driven modeling, annual electricity consumption

1. INTRODUCTION

La transition énergétique demande des estimations de consommation électrique des villes de plus en plus fines pouvant aller jusqu'à l'échelle bâtiment. Dans ce contexte, ce travail vise à estimer la consommation électrique annuelle de manière fiable et précise à une échelle dite « construction » (ensemble constructif cohérent, potentiellement constitué de plusieurs bâtiments), en se basant sur des données bâtimentaires et de consommations très partielles présentes dans deux bases de données ouvertes complémentaires : la Base de Données Nationale des Bâtiments du CSTB (BDNB) et la base Inventaire Multi-Objets des Bâtiments d'URBS (IMOPE).

Grâce aux deux bases complémentaires, il devient en effet possible de sélectionner les observations les plus fiables pour l'apprentissage, pour estimer la consommation annuelle de bâtiments situés dans des territoires où les données de consommation ne sont pas disponibles, comme par exemple dans la ville de Grenoble, qui est desservie par un gestionnaire de réseau de distribution spécifique. Mais il faut surmonter un verrou : ces 2 bases ne disposent pas d'identifiants communs pour repérer les bâtiments, et la description même des bâtiments dans chacune des bases repose sur des niveaux de granularités également différents.

Les travaux récents confirment la pertinence d'approches data-driven pour l'estimation de la consommation énergétique annuelle à l'échelle urbaine ou régionale, avec des modèles d'ensemble (CatBoost, XGBoost) ou des approches de deep learning selon le contexte de données (Nishimwe and Reiter, 2021; Pan and Zhang, 2020; Lin et al., 2022; Jiang et al., 2022). En parallèle, la sélection de variables est devenue un enjeu méthodologique central pour améliorer la robustesse, le coût de calcul et la lisibilité des modèles (Liu et al., 2022; Olu-Ajayi et al., 2023).

Notre contribution sera développée selon le plan suivant : (i) fusion géospatiale et harmonisation à l'échelle construction, (ii) construction d'une cible annuelle plus fiable par croisement des 2 sources, (iii) quantification de l'apport de la fusion des bases. Enfin, nous développerons également une démarche de sélection des variables, dont le besoin découle de l'approche proposée, car le nombre de variable augmente sensiblement en utilisant plusieurs bases et en fusionnant les données.

2. DONNÉES ET APPROCHE DE FUSION

2.1. PRÉSENTATION DES DEUX BASES

La BDNB est une base nationale ouverte de description du bâti, produite par le CSTB (*Centre Scientifique et Technique du Bâtiment*) (BDNB, 2026; data.gouv.fr, 2026). Dans son modèle de données, deux niveaux sont particulièrement importants pour cette étude :

— **la construction** : ensemble constructif cohérent,
— **le groupe de bâtiments** : agrégat de constructions d'une parcelle quand la séparation fine n'est pas possible.

La base de données ouverte IMOPE est issue des travaux de l'Ecole des Mines de Saint Etienne et rassemble des données à l'échelle infra bâtimentaire. Pour BDNB comme pour IMOPE, seules les données ouvertes (open data) sont utilisées dans cette étude. Le périmètre de ce travail couvre les départements 1, 5, 7, 26, 38, 42, 69 et 73, soit plus de 3,6 millions de constructions au total. Les deux bases fournissent également des informations de consommation annuelle d'électricité pour une partie seulement des objets bâtimentaires. Ces informations partielles constituent la base de la variable cible modélisée dans cet article.

Dans le schéma de la source IMOPE exploitée, la géométrie mobilisée pour la jointure est le contour du bâti (table *bati*), décrit comme provenant du Plan Cadastral Informatisé (U.R.B.S., 2026). Ces contours servent de référence pour la mise en correspondance avec les contours des constructions BDNB. Dans les deux bases, les liaisons entre consommation annuelle, adresses et objets bâtimentaires sont réalisées en amont par les producteurs de données ; ce travail n'effectue pas cette liaison initiale, mais exploite les données ainsi liées et filtre ensuite les cas les plus cohérents.

2.2. ENJEU DE CORRESPONDANCE À L'ÉCHELLE CONSTRUCTION

Les deux bases ne partagent pas d'identifiant commun unique au niveau construction. Même si des adresses existent dans chaque base, une adresse peut en réalité correspondre à plusieurs constructions ; ce lien n'est donc pas suffisant pour établir une correspondance fine. La Figure 1 montre un exemple local contenant un seul *groupe* BDNB (toutes les constructions BDNB visibles appartiennent au même groupe). Le traitement est néanmoins réalisé à l'échelle *construction* : chaque contour de construction BDNB est mis en correspondance individuellement avec un contour IMOPE.

La correspondance BDNB–IMOPE est réalisée par jointure spatiale par intersection : pour chaque construction BDNB, on retient l'objet IMOPE ayant le recouvrement géométrique principal. Le nombre de contours n'est pas toujours identique dans les deux bases sur une même zone. On observe fréquemment des contours IMOPE supplémentaires (souvent de petites constructions), et certains contours BDNB peuvent ne pas trouver d'équivalent robuste dans IMOPE.

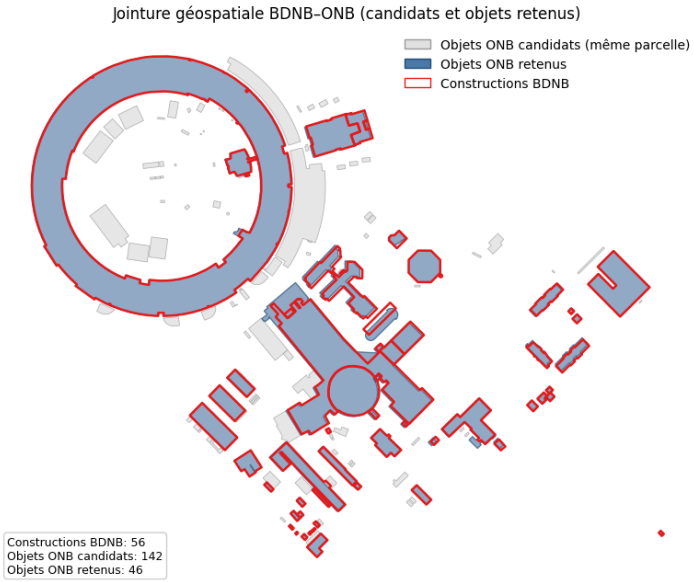


Figure 1 : *Exemple de jointure geospatiale sur un groupe BDNB unique (batiments du Synchrotron a Grenoble) : contours des constructions BDNB, objets IMOPE candidats et objets IMOPE retenus pour l'affectation au niveau construction.*

2.3. HYPOTHÈSE SUR LA FIABILITÉ DES LIAISONS SOURCE

Une hypothèse importante est que les liaisons internes fournies par les bases entre adresses, consommations annuelles et objets bâtimentaires sont globalement correctes. Cette hypothèse est imparfaite : la documentation Enedis note en particulier que "les données sont mises à disposition à titre purement indicatif sans garantie quant au degré de fiabilité des adresses" (Enedis Open Data, 2026). Cela justifie le filtrage de cohérence appliqué dans notre pipeline.

3. CONSTRUCTION DU JEU D'APPRENTISSAGE

3.1. HYPOTHÈSES STRUCTURELLES ET VARIABLES DÉRIVÉES

Pour passer à l'échelle construction, plusieurs simplifications sont nécessaires.

La surface totale de la construction est approximée par :

$$S_i = A_i^{\text{emprise}} \times N_i \tag{1}$$

où S_i est la surface totale estimée pour la construction i, A_i^{emprise} son emprise au sol (contour extérieur) et N_i son nombre de niveaux. Cette grandeur est utilisée ici comme approximation de la surface de plancher (surface totale des niveaux clos et couverts), mais elle est calculée à partir d'une emprise extérieure. Elle ne correspond donc pas exactement à une mesure intérieure et ne doit pas être interprétée comme une surface habitable. Pour les constructions à usage mixte (résidentiel + tertiaire), une règle de répartition est appliquée : une surface équivalente à un étage est affectée au tertiaire, le reste au résidentiel.

La plupart des variables BDNB utilisées dans cette étude sont disponibles au niveau *groupe de bâtiments*. Elles sont reportées au niveau construction lors de la descente d'échelle. Par exemple, si un groupe est caractérisé par une énergie de chauffage majoritaire donnée, cette information est appliquée à chaque construction du groupe. Ce choix est nécessaire pour travailler à l'échelle construction, mais introduit une incertitude.

3.2. CRÉATION DES VARIABLES FUSIONNÉES

Après la jointure géospatiale, la fusion ne se limite pas à juxtaposer les colonnes des deux bases. Nous construisons, au niveau construction, des *variables fusionnées*, c'est-à-dire des variables uniques obtenues en combinant les deux sources. Le principe général est le suivant :

— harmoniser les informations équivalentes provenant des deux bases ;
— compléter les valeurs manquantes d'une source avec l'information disponible dans l'autre ;
— en cas de double disponibilité, appliquer des règles de cohérence ;
— dériver ensuite des variables supplémentaires à partir de ces informations consolidées.

Autrement dit, lorsqu'une information est absente dans une base mais présente dans l'autre, elle est utilisée pour construire la variable finale. Cette étape de consolidation est centrale dans le pipeline, car elle augmente la complétude du jeu de données et rend possible la création de nouvelles variables explicatives liées à la fusion. La Figure 2 illustre ce point à partir de la hauteur des bâtiments et des classes DPE : certaines informations sont présentes dans une base et manquantes dans l'autre, et des divergences apparaissent également entre sources pour un même bâtiment. La stratégie de fusion traite ces cas, mais les règles exactes dépendent de la variable. Les règles détaillées de construction des variables fusionnées sont documentées dans le dépôt de code du projet (Silveira et al., nd).

3.3. DÉSAGRÉGATION DES CONSOMMATIONS ANNUELLES

Dans les deux sources, la consommation annuelle n'est disponible qu'à une échelle agrégée (groupe dans BDNB, parcelle dans IMOPE). Elle est désagrégée à l'échelle construction par pondération de surface :

$$C_i^{(s)} = C_{u(i)}^{(s)} \times \frac{W_i^{(s)}}{\sum_{j \in u(i)} W_j^{(s)}} \tag{2}$$

où s désigne la composante allouée, $u(i)$ l'unité agrégée contenant la construction i (groupe ou parcelle), et $W_i^{(s)}$ la surface de pondération correspondante. Dans BDNB, cette formule est appliquée séparément aux parts résidentielle et professionnelle, puis sommée pour obtenir C_i^{BDNB}. Dans IMOPE, elle est appliquée directement à la consommation annuelle de la parcelle pour obtenir C_i^{IMOPE}.

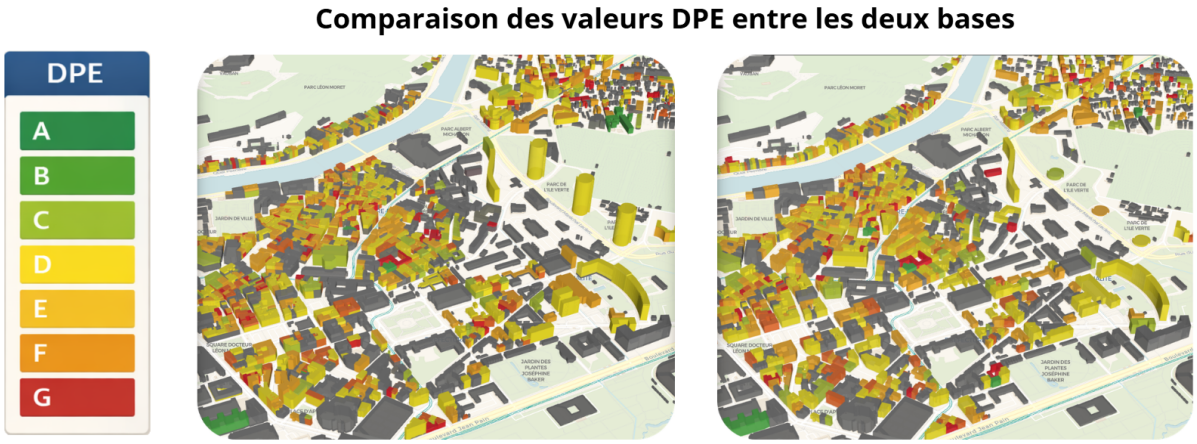


Figure 2 : *Comparaison IMOPE/BDNB sur la hauteur et les classes DPE, montrant des cas de données manquantes et de désaccords entre sources.*

3.4. DÉFINITION DE LA CIBLE ET FILTRAGE DE FIABILITÉ

La cible d'apprentissage est définie par moyenne des deux estimations :

$$Y_i = \frac{C_i^{\text{IMOPE}} + C_i^{\text{BDNB}}}{2} \tag{3}$$

Un filtrage de fiabilité conserve les observations pour lesquelles les deux estimations sont suffisamment cohérentes (écart relatif à la surface et règles métier par usage). L'idée est de retenir les cas sur lesquels les deux bases convergent après fusion.Le jeu d'apprentissage final contient 20 289 constructions. La consommation annuelle exploitée est calculée à partir des données récentes (à partir de 2021) et moyennée pour limiter les anomalies ponctuelles. Cela revient à supposer une stabilité interannuelle relative des profils de consommation pour un bâtiment donné. La Figure 3 synthétise la chaîne de préparation qui mène au jeu d'apprentissage final : jointure géospatiale BDNB–IMOPE, prétraitement avec création de variables fusionnées, désagrégation des consommations, puis filtrage de cohérence/fiabilité.

4. APPROCHE DE MODÉLISATION

Le modèle utilisé est un XGBoost regresseur avec gestion des variables catégorielles et clipping des prédictions négatives à zéro. Ce choix s'inscrit dans la continuité de travaux montrant l'efficacité des modèles de boosting pour l'estimation de performance énergétique à l'échelle bâtimentaire (Pan and Zhang, 2020; Lin et al., 2022; Liu et al., 2022).

Le protocole est le suivant :
— séparation entraînement/test en 80/20 ;
— suppression des variables dont plus de 80 % des données sont manquantes ;
— nettoyage des outliers sur la consommation et la surface ;
— entraînement d'un modèle fusion et de deux baselines mono-source.
Les deux baselines servent de référence :
— **modèle BDNB-only** : uniquement informations issues de BDNB ;
— **modèle IMOPE-only** : uniquement informations issues de IMOPE.

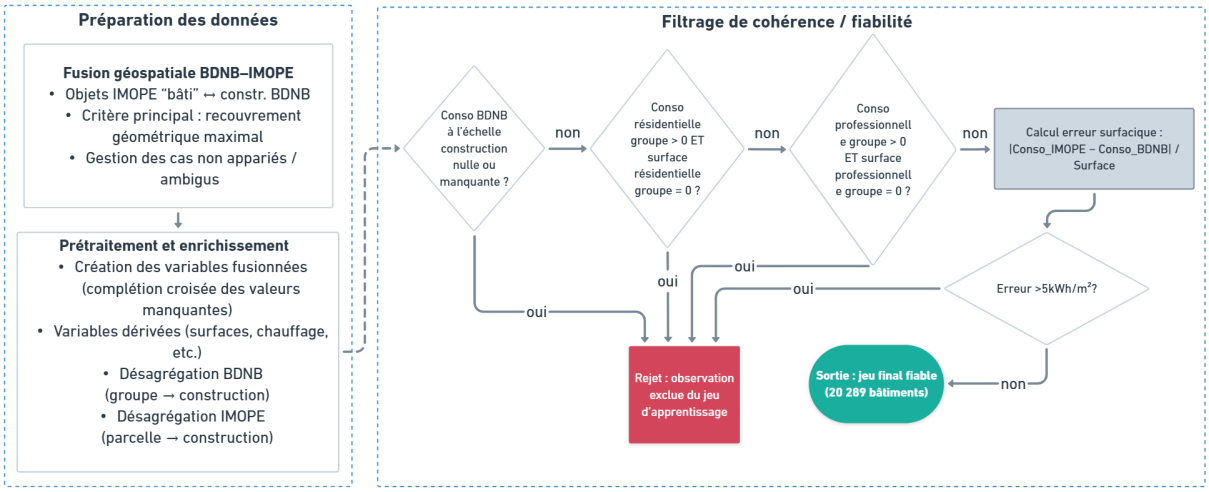


Figure 3 : *Vue d'ensemble de l'approche de préparation des données et du filtrage de cohérence/fiabilité jusqu'à l'obtention du jeu final.*

5. RÉSULTATS

5.1. COMPARAISON DES TROIS MODÈLES

Le Tableau 1 montre que le modèle fusion surpasse les deux baselines mono-source sur l'ensemble des métriques principales.

Modèle	MAE (kWh) ↓	RMSE (kWh) ↓	R^2 ↑
BDNB-only	6322	11023	0.74
IMOPE-only	7054	11885	0.70
Fusion	**5883**	**10153**	**0.78**

Tableau 1 : *Comparaison des performances sur le jeu test.*

5.2. SÉLECTION DE VARIABLES

Le principe de fusion est donc validé, mais il crée de nombreuses variables supplémentaires en plus des variables des 2 bases ouvertes. Il est donc utile de travailler à réduire ce nombre de variables. Plusieurs méthodes ont été testées et comparées ; elles ont toutes été exécutées sur le même protocole. Ce choix est cohérent avec la littérature qui montre que l'effet de la sélection dépend du couple données-algorithme (Liu et al., 2022; Olu-Ajayi et al., 2023).

— **classement univarié (*single-variable*)** : évalue chaque variable prise isolément pour obtenir un premier ordre de pertinence ;
— **MDA (*Mean Decrease Accuracy*)** : mesure la perte de performance quand une variable est permutée ;
— **MDI (*Mean Decrease Impurity*)** : utilise les importances internes calculées pendant l'entraînement des arbres ;
— **SHAP** : quantifie la contribution de chaque variable à la prédiction en tenant compte des interactions locales ;
— **Sobol 1er ordre** : estime l'effet direct d'une variable sur la variance de la sortie ;
— **Sobol total** : estime l'effet global (direct + interactions) d'une variable.

Pour chaque méthode, un classement est obtenu puis une courbe performance–nombre de

variables est tracée en ajoutant progressivement les variables les mieux classées. La Figure 4 regroupe les deux résultats de sélection de variables. La partie A présente l'évolution de la performance (RMSE) en fonction du nombre de variables retenues pour les différentes méthodes ; dans notre cas d'étude, la méthode MDA offre le meilleur compromis entre compacité et performance. Avec ce classement, une réduction d'environ 50% du nombre de variables est obtenue sans perte notable de performance. La partie B présente les variables les plus importantes selon MDA. On y observe que les variables construites par la stratégie de fusion représentent plus de 40% de l'importance totale.

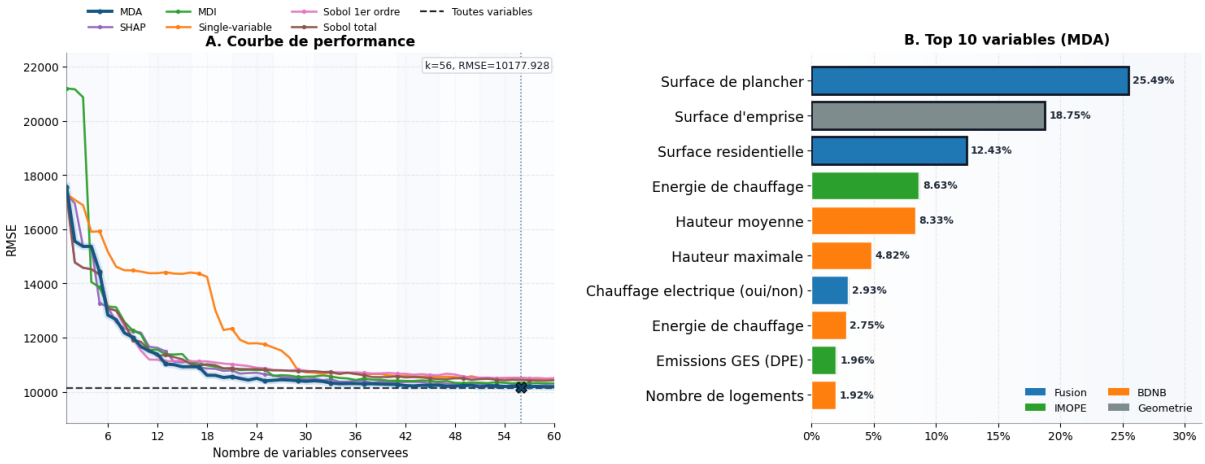


Figure 4 : *Résultats de sélection de variables : (A) performance (RMSE) selon le nombre de variables ; (B) top variables selon MDA et part des variables construites par fusion.*

6. LIMITES ET INCERTITUDES

La principale limite vient de la distribution du jeu filtré : la très grande majorité de la surface (plus de 96%) correspond au résidentiel collectif. Ce déséquilibre est cohérent avec la source de consommation annuelle par adresse (minimum 10 logements), mais il limite la capacité de généralisation du modèle vers d'autres segments. Des tests internes indiquent ainsi des comportements moins favorables hors coeur de distribution, avec notamment :

— une tendance à la sous-estimation pour certains bâtiments tertiaires/secondaires ;
— une tendance à la surestimation pour certaines maisons individuelles.

D'autres incertitudes viennent :
— des hypothèses de désagrégation groupe/parcelle vers construction ;
— de l'héritage des attributs de groupe vers chaque construction ;
— de l'hypothèse de stabilité interannuelle de la consommation.

Pour traiter cette limite, un travail complémentaire présenté dans cette même conférence explore une approche à des échelles spatiales plus agrégées pour améliorer la désagrégation et la couverture des bâtiments non résidentiels ainsi que des maisons individuelles.

7. CONCLUSION

Cet article propose une méthode de fusion et de modélisation de la consommation électrique annuelle à l'échelle construction à partir de deux bases hétérogènes, BDNB et IMOPE. L'approche combine correspondance géospatiale, construction d'une cible croisée entre bases et filtrage de fiabilité.

Les résultats montrent que le modèle fusion est plus performant que les modèles mono-source. La sélection de variables réduit d'environ 50% la dimension du modèle sans dégradation notable de performance, tout en mettant en évidence l'apport des variables construites par fusion (plus de 40% de l'importance totale selon MDA). Les limites identifiées concernent surtout les hypothèses de passage d'échelle et le déséquilibre du jeu d'apprentissage. Elles ouvrent des perspectives sur l'enrichissement des données et l'amélioration de la robustesse hors segment résidentiel collectif.

REMERCIEMENTS

Ce travail s'inscrit dans le projet Fine4Cast, financé par France 2030 (Grant No : ANR22-PETA-0008).

BIBLIOGRAPHIE

BDNB (2026). Modèle de données bdnb. `https://bdnb.io/documentation/modele_donnees/`. Consulté le 23 février 2026.

data.gouv.fr (2026). Base de données nationale des bâtiments. `https://www.data.gouv.fr/datasets/base-de-donnees-nationale-des-batiments`. Producteur : CSTB. Consulté le 23 février 2026.

Enedis Open Data (2026). Consommation annuelle par adresse. `https://opendata.enedis.fr/datasets/consommation-annuelle-residentielle-par-adresse`. Consulté le 23 février 2026.

Jiang, F., Ma, J., Li, Z., and Ding, Y. (2022). Prediction of energy use intensity of urban buildings using the semi-supervised deep learning model. *Energy*, 249 :123631.

Lin, P., Zhang, L., and Zuo, J. (2022). Data-driven prediction of building energy consumption using an adaptive multi-model fusion approach. *Applied Soft Computing*, 129 :109616.

Liu, X., Tang, H., Ding, Y., and Yan, D. (2022). Investigating the performance of machine learning models combined with different feature selection methods to estimate the energy consumption of buildings. *Energy and Buildings*, 273 :112408.

Nishimwe, A. M. R. and Reiter, S. (2021). Estimation, analysis and mapping of electricity consumption of a regional building stock in a temperate climate in europe. *Energy and Buildings*, 253 :111535.

Olu-Ajayi, R., Alaka, H., Sulaimon, I., Balogun, H., Wusu, G., Yusuf, W., and Adegoke, M. (2023). Building energy performance prediction : A reliability analysis and evaluation of feature selection methods. *Expert Systems with Applications*, 225 :120109.

Pan, Y. and Zhang, L. (2020). Data-driven estimation of building energy consumption with multi-source heterogeneous data. *Applied Energy*, 268 :114965.

Silveira, K., Ferreira, L., Delinchant, B., and Marechal, Y. (n.d.). Building annual consumption : fusion de bases et modelisation de la consommation electrique annuelle. GitLab repository, `https://gricad-gitlab.univ-grenoble-alpes.fr/these-kairo/building_annual_consumption/`. Accessed March 3, 2026.

U.R.B.S. (2026). Schéma de la table bati (imope). `https://app.urbs.fr/resources/imope/schema/table/bati`. Consulté le 23 février 2026.

Etude comparative de l'efficacité d'actions d'adaptation à la chaleur par simulations thermiques dynamiques de bâtiment et thermo-physiologiques

Célia Sondaz*[1], Lucie Merlier [2], Claire Harpet[3]

[1]INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR5008, 69621 Villeurbanne, Fr.
[2]Université Lyon 1, INSA Lyon, CNRS, CETHIL, UMR 5008, Villeurbanne, Fr.
[3]Univ. Jean Moulin Lyon 3, EVS UMR 5600, Chaire "Valeurs du Soin", 69372 Lyon, Fr.
*celia.sondaz@insa-lyon.fr

RÉSUMÉ. *Le logement est un espace critique pour la problématique sanitaire des fortes chaleurs. En effet, les propriétés du bâti et de son environnement, notamment urbain, peuvent exacerber l'exposition des habitants. De plus, certains types de logement, notamment en résidence autonomie pour personnes âgées, peuvent limiter les capacités d'adaptation. Cette contribution étudie l'efficacité thermique et thermo-physiologique d'actions d'adaptation mises en œuvre dans une résidence autonomie et recensées lors d'un atelier participatif. Plusieurs scénarios de gestion des ouvrants et occultants ainsi que d'utilisation d'un ventilateur sont simulés à l'aide de STD et de modèles thermo-physiologiques. Ces actions sont comparées sur le plan thermique, du confort et du stress thermique ainsi que sur le plan thermo-physiologique. Les résultats permettent ainsi de discuter de l'efficacité d'actions d'adaptation à l'échelle du bâtiment et de l'individu, mais aussi de discuter des atouts et limites de la STD pour l'étude de l'adaptation individuelle à la chaleur.*

MOTS-CLÉS. *Surchauffe, stratégies d'adaptation, Simulations thermiques dynamiques, Simulations thermo-physiologiques*

ABSTRACT. *Housing is a critical space for extreme heat health issues. Indeed, building characteristics and their surrounding environment, particularly in urban areas, may intensify occupants' exposure. Moreover, some housing types, such as senior residences, may limit adaptive capacities. This paper studies the thermal and thermo-physiological effectiveness of adaptation measures implemented in a senior residence and identified during a participatory workshop. Several scenrios for opening of windows and blinds and for using fans are simulated with a building thermal model and thermophysiological models. These measures are compared in terms of indoor thermal conditions, thermal comfort, heat stress, and thermo-physiological strain. The results allow for a discussion about the effectiveness of adaptation measures at both the building and individual levels and also about advantages and limitations of building thermal model for studying individual adaptation to heat.*

KEYWORDS. *Overheating, adatation strategies, building thermal model, thermophysiological model*

1. INTRODUCTION

Les épisodes de fortes chaleurs, de plus en plus fréquents, longs et sévères, sont associés à une altération des modes de vie ainsi qu'à une augmentation significative de la morbidité et de la mortalité [1], en particulier chez les personnes âgées qui sont particulièrement vulnérables au stress thermique. Pour se protéger de la chaleur, le corps humain utilise des mécanismes de thermorégulation physiologique, complétés par des adaptations comportementales [2] et par des actions visant à limiter la surchauffe du logement. La mise en oeuvre et l'efficacité des stratégies techniques, spatiales, comportementales et sociales varient selon des facteurs individuels, le contexte d'exposition, les représentations de la chaleur, la perception multisensorielle de l'environnement [3] et la vulnérabilité. Cette contribution se focalise sur les actions d'adaptation en lien avec le logement, qui constitue un espace critique dans la problématique des fortes chaleurs en raison du temps passé à l'intérieur et de son utilisation en tant qu'espace refuge. De plus, le logement est source d'inégalités : la typologie et la qualité du bâti, l'environnement proche, notamment urbain, ainsi que la localisation affectent l'exposition.

Alors que le recours à des simulations thermiques dynamiques (STD) est très fréquent pour évaluer l'exposition à l'intérieur des logements, cette contribution propose de discuter des atouts et limites des STD pour l'étude de l'adaptation individuelle aux fortes chaleurs et d'interroger les apports de la modélisation thermo-physiologique dans ce cadre.

Pour cela, une résidence autonomie a été choisie comme cas d'étude car les capacités d'adaptation peuvent y être limitées - logements de petite taille, non traversants, impossibilité de modifications, vie collective, etc. Des ateliers participatifs, réalisés à l'automne 2024 dans quatre résidences, ont notamment mis en évidence une grande diversité d'actions d'adaptation et de conditions de mise en œuvre. Dans la résidence étudiée ici, les actions d'adaptation plébiscitées sont la gestion des ouvrants, l'utilisation des espaces communs climatisés et aussi l'hydratation, l'alimentation, l'humidification du corps, l'adaptation des activités et l'utilisation de ventilateurs ou de climatiseurs. Cela montre l'importance des adaptations liées à l'usage du bâtiment mais aussi de celles directement liées au corps. Parmi celles-ci, deux familles d'adaptations simples et répandues sont étudiées ici par simulation numérique : la gestion des ouvrants, qui diffère souvent des recommandations, et l'utilisation d'un ventilateur. Différents scénarios sont comparés selon des indicateurs thermiques, de confort, de stress thermique et physiologiques.

2. MÉTHODES

2.1. MODÈLES UTILISÉS

Les STD sont réalisées avec EnergyPlus v23.2.0 [4]. Les échanges d'air avec l'extérieur sont calculés à l'aide d'un modèle en réseau nodal. Les débits de ventilation résultent des différences de pression entre nœuds, induites notamment par le vent. Ils dépendent des caractéristiques des ouvertures (coefficients de décharge, dimensions) et de leur état. Les bâtiments environnants et les masques proches sont considérés comme des surfaces de réflexion. À l'intérieur, l'ensemble du flux solaire est supposé atteindre le plancher. Le stockage et la diffusion d'humidité dans les parois ne sont pas modélisés. Les apports thermiques liés aux occupants et aux équipements sont modélisés comme des sources pilotées par des plannings définis en entrée d'EnergyPlus.

Les sorties d'EnergyPlus (température de l'air (T_a), température moyenne radiante (T_{mrt}), humidité relative (HR)) sont utilisées en entrée de trois modèles thermo-physiologiques qui simulent les transferts de chaleur entre le corps humain et l'environnement et, pour les modèles à plusieurs nœuds, les transferts à l'intérieur du corps humain ainsi que les réponses thermorégulatrices. Plus précisément, le bilan de Fanger est utilisé pour le calcul des indicateurs de confort thermique PMV et PPD (selon la norme ISO 7730-2005 et avec la librairie *pythermalcomfort* [5]). Le modèle MEMI à 2 nœuds permet le calcul de l'indicateur de stress thermique PET (avec la librairie *pythermalcomfort*). Enfin, le modèle aJOS-3 [6] est utilisé pour simuler les astreintes thermiques ($T_{cr}\ pelvis$), cardiovasculaires (Fc) et hydriques ($Besoin\ en\ eau$). Ce modèle a 17 segments et au total 85 nœuds et a la spécificité de simuler le système cardiovasculaire et le bilan hydrique en plus de la thermorégulation.

2.2. PARAMÉTRISATION

Les simulations sont réalisées pour un bâtiment d'une résidence autonomie, à partir des données de l'été 2023 d'une station Météo-France située proche d'un aéroport de l'agglomération. Le choix du bâtiment et de l'année s'explique par la disponibilité de mesures de températures et d'humidité à l'intérieur de deux appartements et par les souvenirs marquants des canicules de 2023 évoqués durant l'atelier. Deux canicules ont eu lieu en France cet été-là dont la plus longue et la plus intense pour une fin d'été depuis le début des relevés. Les simulations sont effectuées du 01/01 au 15/09/23, mais seuls les résultats du 01/06 au 15/09 sont analysés.

La résidence autonomie étudiée dans cette contribution, est composée de plusieurs bâtiments, livrés en 2021, reliés par un rez-de-chaussée commun climatisé. Les logements vont du T1

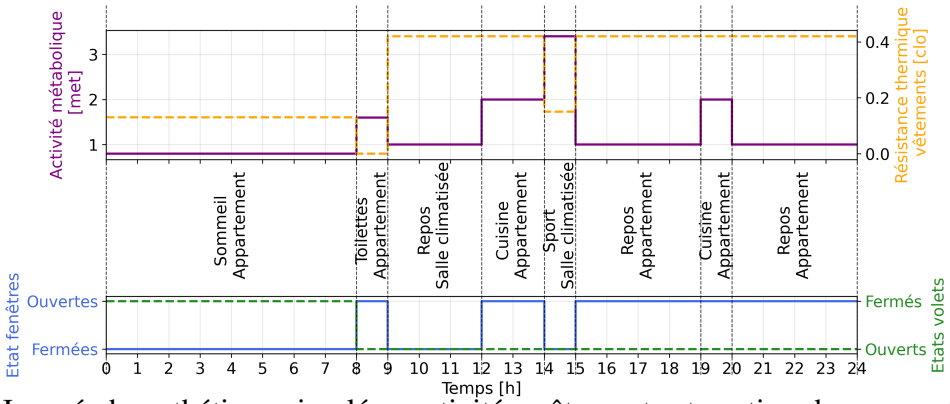


Figure 1 : Journée hypothétique simulée : activités, vêtements et gestion des ouvrants (pour la simulation de référence)

de $25\,\mathrm{m}^2$ au T2 de $47\,\mathrm{m}^2$. Les murs en béton sont isolés par l'extérieur. Les fenêtres sont en double vitrage argon avec des volets roulants extérieurs en aluminium. Des balcons et un débord de toit forment des casquettes de $1{,}4\,\mathrm{m}$ à tous les étages et sur tout le tour du bâtiment. Les caractéristiques géométriques et de l'enveloppe sont paramétrés à partir de documents DCE. La résidence autonomie se situe dans une zone résidentielle à proximité d'espaces végétalisés. Deux étages sont modélisés en détail - un étage intermédiaire (R+2) et le dernier étage (R+4). Pour chacun, 5 ou 6 logements représentatifs des principales orientations sont étudiés.

Pour les simulations thermo-physiologiques, le MEMI est paramétré pour un individu standard conformément aux échelles de PET, tandis qu'aJOS-3 est paramétré pour une femme âgée moyenne ($1{,}59\,\mathrm{m}$, $67{,}7\,\mathrm{kg}$ $35{,}2\,\%$ de masse grasse, $2{,}65\,\mathrm{L\,min^{-2}\,m^{-1}}$ pour l'indice cardiaque et $28{,}3\,\mathrm{mL\cdot kg^{-1}\cdot min^{-1}}$ pour la $\dot{V}_{O_2,max}$ [7, 8, 9, 10]). L'occupation, l'activité, les apports internes et la gestion des ouvrants sont définis à partir d'une journée hypothétique, en période de fortes chaleurs, inspirée de l'enquête de terrain (figure 1). Il est supposé que l'individu passe 4h de sa journée en dehors de l'appartement, ces périodes sont incluses dans les simulations thermo-physiologiques. La position est déduite de l'activité en entrée de MEMI et aJOS-3. En position allongée, les échanges thermiques à l'arrière du corps sont supposés nuls. Compte tenu des hypothèses retenues et de la durée de simulation, supérieure aux plages de validation des modèles, les résultats sont analysés dans une approche comparative et les effets de la déshydratation sur la thermorégulation ne sont pas modélisés dans aJOS-3.

Parmi les nombreux scénarios simulés, seuls ceux de gestion des ouvrants et occultants et d'utilisation d'un ventilateur listés dans le tableau 1 sont étudiés. Ils ont été définis à partir des propos recueillis durant les ateliers ou d'une lecture directe des recommandations, qui ne précisent pas, par exemple, de condition minimale d'utilisation d'un ventilateur. Celle-ci est simulée par une vitesse d'air de $1{,}3\,\mathrm{m\,s^{-1}}$ (vitesse préférée pour les personnes âgées à $1{,}5\,\mathrm{m}$ du ventilateur [11]), uniquement lorsque l'individu est supposé dans le logement. En position debout, le dos n'est supposé pas exposé à la vitesse d'air élevée due au ventilateur et en position assise, les jambes non plus. En position allongée, la vitesse d'air au dos reste supposée nulle.

2.3. INDICATEURS ET SEUILS

Pour la comparaison des scénarios, des indicateurs agrégés sur l'ensemble des logements simulés et des pas de temps sont calculés à partir des variables d'intérêt issues de chacun des modèles (tableau 2). Pour l'astreinte hydrique, les effets de la déshydratation n'étant pas modélisés, le besoin minimal en eau nécessaire pour compenser les pertes par sudation, perspiration (diffusion de vapeur au travers de la peau), respiration et urine (pour une femme, volume moyen uriné = $1{,}97\,\mathrm{L/j}$ [15]) est étudié.

Tableau 1 : Scénarios simulés et comparés

Basés sur	Gestion des ouvrants et occultants	Utilisation d'un ventilateur
Déclarations	Fenêtres et volets ouverts 24h/24h	Le jour
	Fenêtres et volets fermés 24h/24h	La nuit
	Volets fermés si flux solaire incident $>$ 150 W/m²	24h/24h
	Fenêtres fermées-volets ouverts le jour, tout fermé la nuit	Si PMV $>$ 1 (inconfort)
	Fenêtres et volets fermés jusqu'à 16h, ouverts la nuit	
Recommandations [12, 13, 14]	Fenêtres et volets fermés le jour, ouverts la nuit	Si Ta $<$ 35°C (pas de condition minimale)
	Fenêtres et volets ouverts si Text$<$Tint	

Tableau 2 : Variables, seuils et indicateurs utilisés pour l'analyse des résultats de simulations
(La sévérité est calculée comme la somme des dépassements au cours du temps)

	Variables	Seuils	Justification seuil	Indicateurs agrégés
STD	Ta	29°C	Similaire à PET	Valeur maximale Valeur moyenne Durée max de dépassement Durée totale des dép. Sévérité max des dép. Sévérité totale des dép.
	Tmrt	29°C	Similaire à PET	
	HR	70%	Inconfort hydrique [16]	
Fanger	PMV	∅		
	PPD	15%	Catégorie C EN 7730	
MEMI	PET	29°C	Stress thermique modéré [17]	
ajOS-3	T_{cr} pelvis	Repos +1°C	ISO 9886	
	Fc	95% de (220-âge)	[18, 19] [1]	
	Besoin en eau	2,487L/j	Moyenne apports femmes de + de 65 ans en été [20]	

2.4. COMPARAISON STD - MESURES

La validité de la paramétrisation d'EnergyPlus est discutée par comparaison des résultats simulés aux mesures de température et d'humidité réalisées dans deux appartements. Les écarts entre EnergyPlus et les mesures apparaissent importants (RMSE max inférieur à $2{,}35\,^{\circ}\mathrm{C}$ pour la température opérative et $5{,}19\,\%$ pour l'humidité relative) mais sont à relativiser par rapport à la précision des capteurs ($\pm 0{,}4\,^{\circ}\mathrm{C}$ et $\pm 4,5$ points pour l'humidité relative) et aussi à la propagation des écarts sur les sorties d'aJOS-3 (écarts toujours inférieurs à $0{,}2\,^{\circ}\mathrm{C}$ pour T_{cr} pelvis, $0{,}5\,\%$ pour la déshydratation et à $6\,\mathrm{bat/min}$ pour la fréquence cardiaque). Ces écarts, dus notamment aux incertitudes sur la gestion des ouvrants, la modélisation de la ventilation naturelle et l'utilisation d'un fichier météo d'aéroport pour un site urbain, justifient cependant l'adoption d'une approche strictement comparative dans l'analyse des résultats.

3. RÉSULTATS

3.1. GESTION DES OUVRANTS ET OCCULTANTS

La figure 2 compare les indicateurs dérivés des simulations avec EnergyPlus, des PMV-PPD et PET et des résultats d'aJOS-3 pour différents scénarios d'ouverture des fenêtres et volets. Un seul scénario (fenêtres fermées et volets ouverts le jour, tout fermé la nuit) dégrade les résultats sur les températures. Concernant l'humidité relative, les scénarios incluant une ouverture nocturne induisent des valeurs ponctuellement inconfortables, mais ces dépassements restent inférieurs à 1% du temps étudié, avec des maximums non contraignants pour la thermorégulation. L'effet sur l'exposition est donc négligeable. Les scénarios favorisant la surventilation nocturne apparaissent plus efficaces que ceux basés uniquement sur la protection solaire, ce qui s'explique par les logements simulés (ventilation croisée possible dans 5 logements sur

1. 220-âge est une formule empirique couramment utilisée pour estimer la fréquence cardiaque maximale et 95% de (220-âge) est une limite protectrice utilisée dans les protocoles de recherche sur l'exposition à la chaleur.

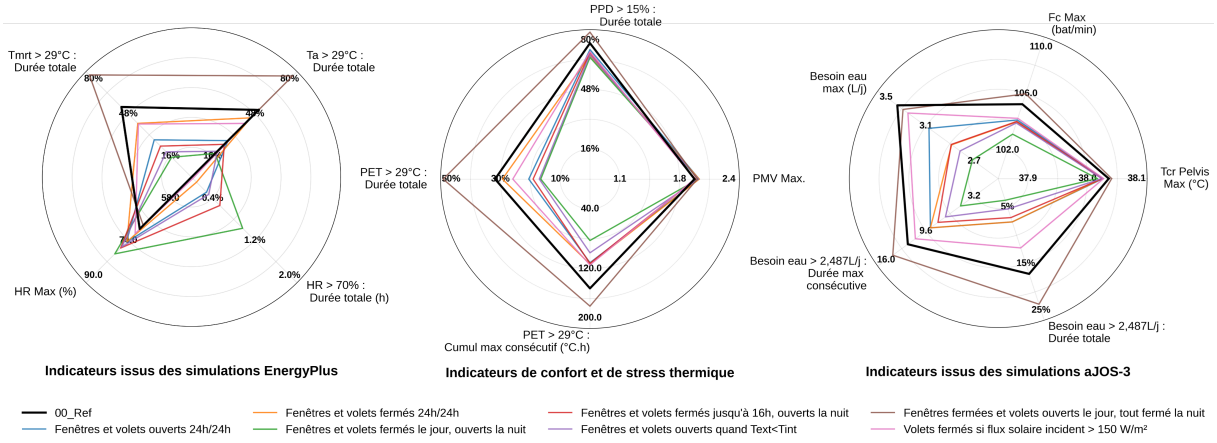


Figure 2 : Gestion des fenêtres et volets - Comparaison des indicateurs agrégés sur l'été 2023

11) et par la présence de casquettes limitant déjà les apports solaires. Enfin, les trois stratégies thermiquement les plus efficaces sont : fenêtres et volets *i)* fermés le jour, ouverts la nuit ; *ii)* ouverts si Text $<$ Tint ; *iii)* fermés jusqu'à 16h, ouverts la nuit.

Les indicateurs liés aux PMV-PPD et à la PET confirment ce classement. Les scénarios influencent peu le PMV maximal. Les appartements se révèlent logiquement plus fréquemment inconfortables que potentiellement dangereux pour la santé. Toutefois, entre les scénarios, il y a des différences significatives de durées totales de dépassement du seuil de 15% pour la PPD et de 29 °C pour la PET. Par ailleurs, les durées totales de dépassement du seuil de PET et les cumuls maximums de ces dépassements n'aboutissent pas au même classement, probablement à cause de différences de distribution spatiale et temporelle des épisodes de dépassement.

Enfin, les résultats d'aJOS-3 montrent peu d'écart sur les valeurs maximales de fréquence cardiaque et de température centrale, sans dépassement de seuil pour ces variables. En revanche, dans le scénario de référence, des besoins en eau dépassant 2,487L/j (apports hydriques moyens pour une femme âgée) sont simulés plus de 15% du temps. Certains scénarios réduisent significativement cette durée ainsi que celle de l'épisode de dépassement le plus long. Il est à noter que les besoins en eau sont calculés sur 24h : une amélioration nocturne peut alors compenser une exposition diurne plus élevée.

Ainsi, quel que soit l'indicateur considéré, le scénario "fenêtres et volets fermés le jour, ouverts la nuit" est le plus efficace pour limiter le stress thermique et les astreintes.

3.2. UTILISATION D'UN VENTILATEUR

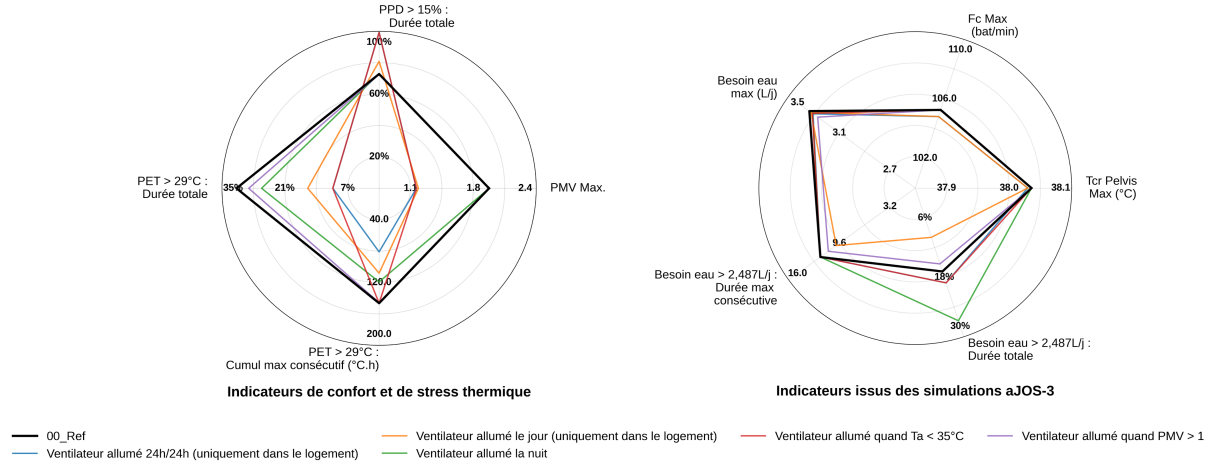


Figure 3 : Utilisation d'un ventilateur - Comparaison des indicateurs agrégés sur l'été 2023

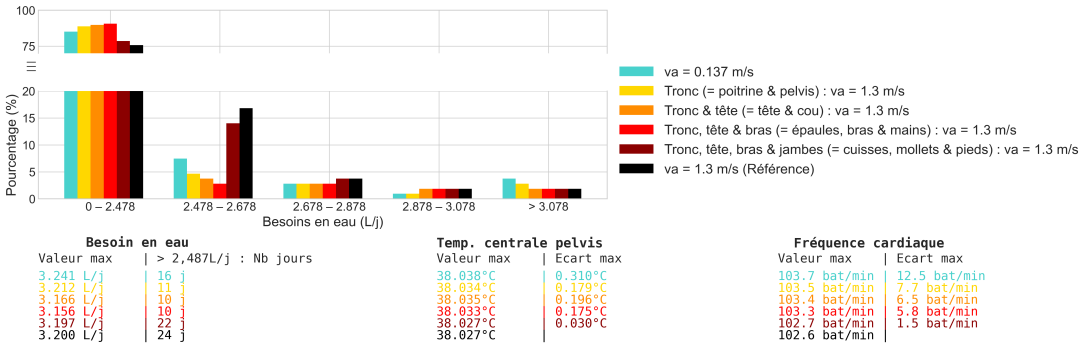


Figure 4 : Effets de la distribution du flux d'air sur les résultats de simulations aJOS-3 pour le cas d'un appartement au comportement thermique moyen de la résidence

D'après les choix de modélisation faits dans EnergyPlus, le ventilateur n'influence pas les conditions thermohydriques. Seuls les indicateurs de confort et de stress thermique ainsi que les sorties aJOS-3 sont donc comparés (figure 3). Notons que le scénario "ventilateur allumé si $T_a < 35\,°\mathrm{C}$" est très proche du scénario "ventilateur allumé 24h/24h" puisqu'aucune température minimale d'utilisation du ventilateur n'a été défini et que, dans les cas simulés, la température d'air dépasse rarement $35\,°\mathrm{C}$ (1,6% du temps).

En termes de confort, l'utilisation d'un ventilateur, hors contrôle par PMV, augmente la durée durant laquelle plus de 15% des personnes sont insatisfaites. Sans température seuil minimale, des situations d'inconfort froid apparaissent avec l'augmentation de la vitesse d'air. De plus, l'utilisation en journée réduit le PMV maximum de 1,9 à 1,2. En termes de stress thermique, l'utilisation d'un ventilateur la nuit ou en cas d'inconfort réduit peu la durée durant laquelle PET $> 29\,°\mathrm{C}$: les épisodes sévères survenant principalement en journée. Finalement, l'utilisation d'un ventilateur en continu[2] ou *a minima* en journée apparaît le plus efficace pour réduire le stress thermique et améliorer le confort thermique.

Ces bénéfices sur les indicateurs de stress et de confort thermique pour un jeune homme en bonne santé sont atténués, voire inversés pour les astreintes simulées pour une femme âgée moyenne. En effet, les effets sur les valeurs maximales et moyennes de fréquence cardiaque et de température centrale ainsi que sur les besoins en eau sont relativement faibles. Mais utiliser un ventilateur la nuit multiplie par 1,6 la durée totale durant laquelle les besoins en eau dépassent les apports moyens : augmenter la vitesse d'air hors période de stress accroît les pertes d'eau par perspiration. L'utilisation continue permet de réduire le stress thermique en journée et compense en partie l'augmentation nocturne de la dépense hydrique. Il apparaît donc nécessaire d'étudier les températures maximales recommandées pour l'utilisation d'un ventilateur, mais aussi les températures minimales et de mieux communiquer à ce sujet. À noter que ces observations sont similaires lorsque le seuil des besoins en eau n'est pas spécifique aux femmes âgées mais basé sur les apports moyens de jeunes hommes, comme pour les seuils de PET.

Par ailleurs, les résultats d'aJOS-3 reposent sur une hypothèse de distribution des vitesses d'air du ventilateur sur les segments. Afin d'évaluer l'erreur possiblement induite par cette hypothèse et l'influence de la distribution des vitesses d'air sur les sorties du modèle aJOS-3, différentes configurations ont été simulées et comparées : vitesse uniforme faible ($v_a = 0{,}137\,\mathrm{m\,s^{-1}}$), puis exposition de segments à une vitesse élevée ($v_a = 1{,}3\,\mathrm{m\,s^{-1}}$) — tronc seul, puis tête et cou, puis bras, jambes, et enfin corps entier. À noter que ces configurations peuvent aussi modifier la charge thermique globale, et pas seulement sa distribution entre les segments.

La figure 4 présente, à l'échelle estivale, les besoins en eau simulés, les astreintes maximales

2. L'utilisation d'un ventilateur en continu peut paraître peu réaliste mais ce comportement a été évoqué lors des ateliers et observé dans le cadre du projet METEORS : *"Au bout, de mon lit, j'ai un gros soufflant que je mets la nuit. [...] J'en ai un [autre], c'est vrai qu'il marche toute la journée en ce moment."*

et les écarts par rapport à une exposition uniforme à $v_a = 1{,}3\,\mathrm{m\,s^{-1}}$. La distribution des vitesses d'air peut induire des écarts instantanés significatifs sur la température centrale et la fréquence cardiaques sans modifier les conclusions sur ces astreintes. L'utilisation d'un ventilateur réduit celles-ci, avec un effet croissant selon le nombre de segments exposés. La ventilation de la tête fait exception : par convection, la température est localement réduite, ce qui restreint la thermorégulation globale, entraînant une élévation des températures centrales et cutanées des autres segments. Notons que l'exposition à des vitesses d'air élevées diminue les besoins en eau maximaux, mais peut accroître le nombre de jours dépassant l'apport hydrique moyen d'une femme âgée. L'augmentation de la perspiration, hors période de stress thermique, est particulièrement marquée lorsque les jambes sont ventilées : ces segments représentent 40,6% de la surface corporelle dans aJOS-3 et présentent, à résistance thermique des vêtements équivalentes, des coefficients convectifs et évaporatifs plus sensibles à la vitesse d'air que le tronc. À l'inverse, la ventilation du dos a un impact négligeable sur les sorties d'aJOS-3.

Ainsi, l'hypothèse de conserver une vitesse faible au dos en position debout ne semble pas influencer les résultats, contrairement à la non-exposition des jambes en position assise. Les sorties d'aJOS-3, notamment les besoins en eau, sont sensibles à la distribution des vitesses d'air. Ces résultats soulignent la nécessité de caractériser l'exposition locale selon la position de l'individu, la vitesse et la distance du ventilateur, et confirment l'intérêt des modèles multi-segments pour l'étude des actions d'adaptation. Des modèles plus finement découpés couplés à des modèles thermo-aéro-radiatifs pour le bâtiment constituent alors une perspective.

4. DISCUSSIONS - CONCLUSIONS

Ces simulations numériques pour une résidence autonomie durant l'été 2023 reposent sur des choix forts (indicateurs agrégés, scénarios d'occupation et d'activité, distribution des vitesses d'air, comportements constants, etc.) et ne sont valables que pour le bâtiment et le fichier météo considérés. Ils permettent toutefois de comparer l'efficacité de scénarios d'adaptation tout en interrogeant les atouts des simulations thermiques et thermo-physiologiques.

La majorité des scénarios apparaissent bénéfiques en comparaison à une situation de référence peu adaptée aux fortes chaleurs. Des différences significatives d'efficacité sont toutefois observées. À l'échelle du bâtiment et dans le contexte considéré, les scénarios de gestion des ouvrants intégrant une surventilation nocturne se révèlent plus efficaces que ceux reposant sur la protection solaire. En comparaison, l'utilisation d'un ventilateur réduit davantage le stress et la sensation thermique en journée. Les indicateurs PMV et PET, calculés pour un jeune adulte, ne simulent toutefois pas l'augmentation des pertes hydriques ni les effets potentiellement néfastes de l'utilisation d'un ventilateur, plus marqués chez les personnes âgées [14]. À l'inverse, les résultats d'aJOS-3 montrent que, du point de vue des astreintes hydriques pour une femme âgée, la surventilation nocturne peut s'avérer plus efficace que l'utilisation d'un ventilateur.

Les STD multizones apparaissent adaptées à l'étude des effets de la gestion des ouvrants. Pour ces stratégies, les indicateurs usuels de confort et de stress thermique (PMV, PPD, PET) apportent peu d'informations supplémentaires. L'évaluation de l'efficacité, essentiellement thermo-physiologique, de l'utilisation d'un ventilateur n'est pas possible avec les STD proposées ici. Par ailleurs, l'étude de l'astreinte thermique avec aJOS-3 classe de manière similaire à la PET les scénarios d'une même famille, mais modifie légèrement la comparaison entre gestion des ouvrants et utilisation d'un ventilateur. Cependant, l'ensemble des scénarios testés a peu d'effet sur les astreintes thermiques et cardiovasculaires : la déshydratation n'étant pas modélisée, les effets cumulés du stress thermique sont simulés principalement sur l'astreinte hydrique. Ces simulations montrent l'intérêt des besoins en eau comme indicateur agrégeant effets diurnes et nocturnes et comme outil de communication.

Enfin, alors que Campagna et al. [21] montrent qu'aucun ménage n'adopte un comportement

thermiquement idéal à l'échelle de l'été, notre étude illustre l'efficacité de scénarios légèrement différents des recommandations. Elle souligne aussi que l'efficacité d'une adaptation est contextuelle et relative. Bien que l'extension d'approches basées sur des simulations puisse être utile pour étudier d'autres actions d'adaptation (store banne, apports d'humidité, actions liées au corps, etc.) ou des comportements réels via de larges bases de données [21], il reste indispensable de privilégier des démarches comparatives et d'utiliser les résultats comme support de discussion plutôt que comme préconisations. En effet, des contraintes réelles (bruit, sentiment d'enfermement, etc.) et des facteurs non thermiques peuvent éloigner l'efficacité perçue de son évaluation "objective". Les enquêtes de terrain et démarches participatives apparaissent alors indispensables pour comprendre les motivations et freins à l'adaptation individuelle, et identifier des compromis entre comportements thermiquement idéaux et comportements satisfaisants.

REMERCIEMENTS : Le projet STRATES a reçu le soutien financier du Labex IMU. Ce travail a également bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre de France 2030 portant la référence 24-PEVD-0004 (projet VF++)

BIBLIOGRAPHIE

[1] N. AGHAMOHAMMADI. *Urban Overheating : Heat Mitigation and the Impact on Health*. eng. 1st ed. Advances in Sustainability Science and Technology Series. Singapore : Springer, 2022.

[2] Zakia SULTANA et al. "Everyone's Adaptation : Exploring individual heat stress adaptation". en. In : *Climate Risk Management* 48 (2025).

[3] Mathilde HOSTEIN et al. "Taking into account occupant behavior during heatwaves in building simulation". In : *CATE 2022 - RESILIENT COMFORT : Climate Change, COVID and Ventilation*. Edinburgh, UK, sept. 2022.

[4] Drury B CRAWLEY et al. "EnergyPlus : Energy Simulation Program". en. In : *ASHRAE Journal* (2000).

[5] Federico TARTARINI et Stefano SCHIAVON. "pythermalcomfort : A Python package for thermal comfort research". en. In : *SoftwareX* 12 (juill. 2020).

[6] Célia SONDAZ et al. "Design and validation of an individualizable thermophysiological model to assess thermal, hydric and cardiovascular strain". en. In : *Sustainable Cities and Society* 129 (mai 2025).

[7] INVS. *Anthropométrie, Adultes : Tableaux de distribution ENNS*. Juill. 2011.

[8] Lusine MOVSESYAN et al. "Variations in percentage of body fat within different BMI groups in young, middle-aged and old women". en. In : *Clinical Physiology and Functional Imaging* 23.3 (mai 2003).

[9] Luca CIOCCARI et al. "The normal cardiac index in older healthy individuals : a scoping review". en. In : *Critical Care and Resuscitation* 21.1 (mars 2019).

[10] Henrik LOE et al. "Aerobic Capacity Reference Data in 3816 Healthy Men and Women 20–90 Years". en. In : *PLoS ONE* 8.5 (mai 2013). Sous la dir. d'Alejandro LUCIA.

[11] Gang WANG et al. "Difference in Preferred Air Speed Between Young and Elderly Adults in Warm Environments". en. In : *Buildings* 15.24 (déc. 2025).

[12] ADEME. *Comment garder son logement frais tout l'été ?* fr. Rapp. tech. Mai 2024.

[13] AMELI. *Canicule : la protection spécifique des personnes à risque*. Juin 2025.

[14] Nathan B MORRIS et al. "Electric fan use for cooling during hot weather : a biophysical modelling study". en. In : *The Lancet Planetary Health* 5.6 (juin 2021).

[15] Majuran PERINPAM et al. "Key influence of sex on urine volume and osmolality". en. In : *Biology of Sex Differences* 7.1 (déc. 2016).

[16] J. Alstan JAKUBIEC. "History of Thermal Comfort Standards". en. In : *Comfort and Perception in Architecture*. Series Title : SpringerBriefs in Architectural Design and Technology. Singapore : Springer Nature Singapore, 2022.

[17] F. BARONE. "Numerical assessment of heat stress in dwellings and immediate surroundings : development of a Microclimate Zonal Model coupled to Building Models". Thèse de doct. INSA Lyon, fév. 2024.

[18] Y. YANG et Albert P.C. CHAN. "Perceptual strain index for heat strain assessment in an experimental study : An application to construction workers". en. In : *Journal of Thermal Biology* 48 (fév. 2015).

[19] Brett R. ELY et al. "Evidence against a 40°C core temperature threshold for fatigue in humans". en. In : *Journal of Applied Physiology* 107.5 (nov. 2009).

[20] ANSES. *Troisième étude individuelle nationale des consommations alimentaires (Etude INCA3)*. Rapportd'expertise collective n°2014-SA-0234 – Etude INCA3. Juin 2017.

[21] Kevin CAMPAGNA et al. "Windows, fans, and solar shadings during summer and heatwave : Occupant behavior and potential for improvement in heat-mitigation practices". en. In : *Building and Environment* 290 (fév. 2026).

Étude de l'impact d'un récupérateur d'eaux pluviales géothermique sur le confort estival d'une maison individuelle.

Lucas Striegel[1,2,*], Marlène Mangel[1,2], Jean-Baptiste Bouvenot[1,2], Edouard Walther[1,2]

[1]ICube, UMR 7357, CNRS, INSA de Strasbourg
24 Boulevard de la Victoire - 67000 Strasbourg

[2]Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Strasbourg
[*]lucas.striegel@insa-strasbourg.fr

RÉSUMÉ. *Dans un contexte de changement climatique, le confort estival des bâtiments et la gestion des eaux de pluie deviennent de plus en plus prégnants. Rainergy est un projet qui vise à développer un concept hybride de récupérateur d'eaux pluviales géothermique pour répondre à ces deux enjeux en un seul système et ainsi permettre une économie de ressources. En tant que système géothermique de surface passif, les performances du système Rainergy sont fortement dépendantes de la source froide (l'eau stockée et le sol autour). Il est alors nécessaire de pouvoir évaluer la production au regard de ce dernier. L'impact de cette production sur le confort d'été des occupants doit ensuite être évalué. Pour cela, un modèle de stockage thermique géothermique stratifié 1D à surface libre et volume variable a été développé et est présenté succinctement. La validation a été réalisée à l'aide de données expérimentales issues d'une campagne d'acquisition de 2 ans. Cet article traite plus particulièrement du couplage du modèle, implémenté dans Python, avec un outil de simulation énergétique dynamique (SED) du bâtiment (TRNSYS). L'évaluation du confort intérieur des occupants est ensuite menée pour différentes configurations du système. Les résultats montrent qu'un niveau de confort acceptable est atteint pour un climat actuel, cependant en 2100, le système doit impérativement être couplé à une bonne gestion du bâtiment.*

MOTS-CLÉS. *récupérateur d'eaux de pluie géothermique, géothermie de surface, modèle numérique, confort estival*

ABSTRACT. *In the context of climate change, summer thermal comfort in buildings and rainwater management are becoming increasingly important. Rainergy is a project that aims to develop a hybrid geothermal rainwater tank concept to address both of these issues in a single system, thereby saving resources. As a passive shallow geothermal system, the performance of the Rainergy system is highly dependent on the cold source (the stored water and the surrounding soil). It is therefore necessary to be able to evaluate its production in relation to the latter. The impact of this production on the summer thermal comfort of occupants must then be assessed. To this end, a 1D stratified geothermal thermal storage model with a free surface and variable volume has been developed and is presented briefly. Validation was carried out using experimental data from a two-year acquisition campaign. This article focuses in particular on the innovative coupling of the model, implemented in Python, with a building simulation software (TRNSYS). The indoor thermal comfort of occupants is then evaluated for different set up of the system. The results show that an acceptable level of comfort is achieved for the current climate, but by 2100, the system must be coupled with good building management.*

KEYWORDS. *geothermal rainwater tank, shallow geothermal energy, numerical model, summer thermal comfort*

1. INTRODUCTION

1.1. CONTEXTE DE L'ÉTUDE

L'augmentation, tant en intensité qu'en fréquence, des vagues de chaleur implique d'adapter nos bâtiments à ces nouvelles contraintes pour assurer le confort estival des occupants (Masson-Delmotte et al., 2021). L'utilisation croissante des systèmes de refroidissement liée à ce phénomène induit une hausse de la consommation électrique, qui atteint aujourd'hui près de 20% de la consommation du secteur du bâtiment dans le monde selon l'IEA (IEA, 2018).

Les systèmes géothermiques de très basse et basse énergie sont alors des alternatives intéressantes aux systèmes classiques de refroidissement. Moins consommateurs d'énergie et émetteurs de CO_2, ces systèmes présentent l'avantage d'exploiter une ressource stable et locale qui peut être utilisée de façon passive.

En parallèle, le changement climatique modifie le cycle de l'eau. En France métropolitaine, cela se traduit essentiellement par une variabilité accrue des précipitations avec alternativement des phénomènes de sécheresse et de surabondance (Calvin et al., 2023). La gestion des eaux pluviales est alors également un enjeux pour le secteur du bâtiment.

Dans l'optique d'aborder ces deux enjeux simultanément, le couplage des solutions de gestion de l'eau et de production énergétique a fait l'objet de plusieurs études. La plupart investiguent, expérimentalement ou numériquement, l'utilisation des stockages d'eau de pluie en tant que source froide d'une pompe à chaleur pour la production de chaleur (Marigo et al., 2021; Eu et al., 2024; Eu et al., 2025).

D'autres études, comme (Choorapulakkal and Noguchi, 2014) ou (Kalz et al., 2010), étudient des systèmes passifs. Le premier présente un système de type puits canadien aéraulique noyé dans une cuve de récupération d'eau de pluie enterrée tandis que le second étudie le rafraîchissement d'un bâtiment par dalles actives alimentées par une boucle d'eau refroidie par un récupérateur d'eaux pluviales enterré.

1.2. CONCEPT DE RÉCUPÉRATEUR D'EAUX DE PLUIE GÉOTHERMIQUE

Le système étudié dans cet article consiste en une cuve de récupération d'eaux pluviales enterrée ($\sim$10 m^3). Afin de tirer parti de cet accès privilégié à la ressource géothermique, un échangeur hélicoïdal d'une centaine de mètre de long est installé au fond de la cuve. Cet ajout peut intervenir sur un système neuf ou existant, ce qui le rend intéressant dans les opérations de rénovation. Le système hybride présente alors les deux fonctions natives de la cuve et une fonction thermique additionnelle :

- Stockage inter-saisonnier d'eaux pluviales : captage de la ressource durant sa disponibilité avant sa réutilisation ultérieure dans le bâtiment (jardinage, chasse d'eau, lavage des sols)
- Gestion des eaux pluviales à la parcelle : captage de la ressource au niveau de la toiture, et stockage dans un volume tampon ce qui évite de surcharger les réseaux d'évacuation des eaux pluviales (obligation réglementaire de plus en plus courante dans les PLU).
- Production géothermique : captage de l'énergie stockée dans la cuve et dans le sol environnant avec un comportement de sonde géothermique.

L'énergie géothermique est ensuite véhiculée dans le bâtiment au travers du système de ventilation grâce à un échangeur air-eau (placé en amont ou en aval de la VMC). Le concept de ce système, appelée Rainergy dans la suite de l'article, est présenté sur la Figure 1.

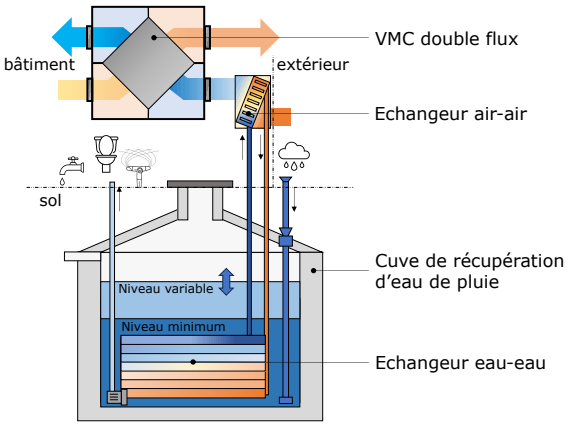


Figure 1 : Schéma du concept Rainergy.

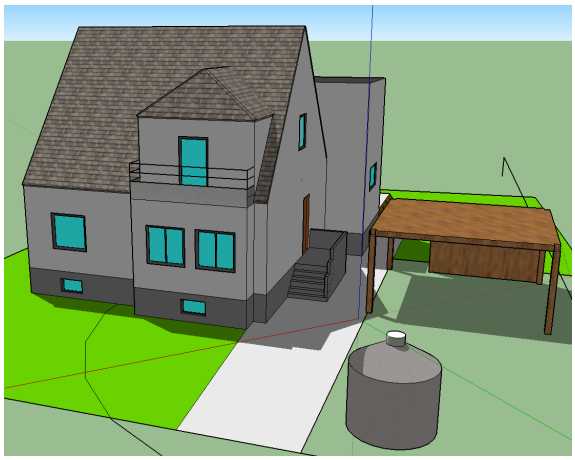


Figure 2 : Vue 3D de la maison individuelle à Haguenau.

1.3. OBJECTIFS DE L'ÉTUDE

L'avantage des systèmes passifs réside dans leur faible consommation électrique. Cependant, leur performance et production dépendent de la source froide (ou chaude) dans laquelle ils rejettent (ou prélèvent) leur énergie. Ainsi, lors de l'utilisation de Rainergy, l'atteinte d'une consigne de température de confort estivale dans le bâtiment n'est pas garantie : la puissance froide produite dépend du niveau de température de la cuve et du sol, qui eux-même dépendent du climat local.

L'objectif de cet article est donc de s'interroger sur les performances de Rainergy. Au delà de la production de Rainergy, il est nécessaire d'analyser le gain de confort estival apporté par le système car celui-ci dépend de la rigueur climatique estivale. La configuration de l'échangeur, en amont ou en aval de la VMC, sera également investiguée. Enfin, l'évolution du contexte climatique influence la production des systèmes passifs et donc leur impact sur le confort des occupants. Cet article tâchera donc de questionner l'adaptation du système à un climat futur.

2. MÉTHODOLOGIE

2.1. MODÈLE NUMÉRIQUE DE RÉCUPÉRATEUR D'EAUX DE PLUIE GÉOTHERMIQUE

Afin de modéliser et tester le comportement du système Rainergy dans diverses conditions climatiques, un modèle dédié a été établit. Implémenté sur python, le modèle de stockage thermique consiste en une discrétisation 1D en volumes finis, stratifiée, à volume variable et surface libre. Couplé à un modèle de sol et des modèles d'échangeurs, il permet de simuler la production de Rainergy et la température d'air soufflé dans le bâtiment.

Le modèle a été validé par comparaison à des données réelles issues d'une campagne expérimentale in-situ. Durant plus de deux ans, deux prototypes ont été instrumentés, sur plus de 25 points, à Haguenau (voir Figure 2) et Eschbourg (67), à un pas de temps au plus égal à 10 min fournissant un jeu de données important.

Les écarts quadratiques moyens entre les données simulées et mesurées sur la température d'air soufflé sont inférieurs à 1°C et les écarts sur la production sont de l'ordre de 5%.

L'ensemble détaillé de ces travaux peut être trouvé dans (Striegel, 2024). L'analyse des données expérimentales est présentée spécifiquement dans (Striegel et al., 2025).

2.2. COUPLAGE AVEC UN OUTIL DE SIMULATION DYNAMIQUE DU BÂTIMENT

Afin d'évaluer l'impact de la production de Rainergy sur le confort estival des occupants dans les bâtiments, il est nécessaire de pouvoir coupler le modèle Rainergy avec un outil de simulation énergétique du bâtiment.

Le logiciel utilisé dans cette étude est TRNSYS. Ce choix a été motivé par sa flexibilité et sa large bibliothèque de composants dont la structure est ouverte.

Le type de couplage des logiciels dépend de la configuration de Rainergy. Lors d'une installation en amont de la VMC (cas des prototypes in-situ), le bâtiment n'influe aucunement sur le système. Le lien est alors unidirectionnel : la sortie du modèle Rainergy (la température soufflée) devient directement l'entrée du modèle de bâtiment (*cf.* Figure 3). L'échangeur de la VMC est by-passé. L'avantage de cette configuration réside en la possibilité d'utiliser le système pour préchauffer l'air extérieur en hiver.

Dans le cas d'une installation en aval de la VMC (Figure 4), l'échangeur de la VMC n'est plus by-passé. L'air extérieur est d'abord refroidi par l'air extrait du bâtiment avant de subir un nouveau rafraîchissement via le système Rainergy. La température de l'air extrait du bâtiment influe donc sur l'entrée du modèle Rainergy dont la sortie impacte la température intérieure du bâtiment. Un couplage fort est alors nécessaire (co-simulation entre TRNSYS et python).

Pour des raisons techniques (*cf.* **4.2. Perspectives**), ce couplage fort a été réalisé par un "dialogue itératif" de simulation entre les deux outils. Dans un premier temps, le bâtiment est simulé sans être connecté au système. On utilise ensuite les températures du bâtiment pour calculer l'entrée du modèle Rainergy. La température de soufflage calculée par ce dernier est alors intégrée dans une prochaine simulation du bâtiment sous TRNSYS. Le processus itératif s'interrompt à convergence, c'est à dire lorsque la température de sortie de la VMC ne varie plus.

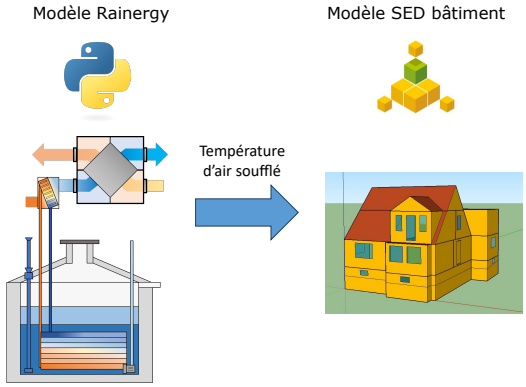


Figure 3 : Couplage faible lorsque Rainergy se situe en amont de la VMC.

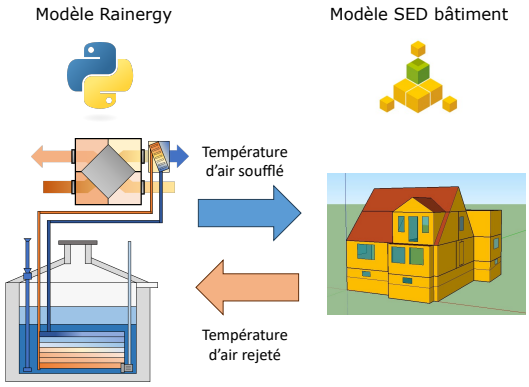


Figure 4 : Couplage fort lorsque Rainergy se situe en aval de la VMC.

2.3. EVALUATION DU CONFORT ESTIVAL

Le confort des occupants dans un bâtiment dépend de six facteurs : la température d'air, la température radiante, l'humidité relative, la vitesse d'air, la vêture et le métabolisme.

Dans une première approche, ce travail évaluera le confort estival via une approche réglementaire (et non sur une base physiologique) définie dans le cadre de la Réglementation Énergétique des

Bâtiments - RE2020. L'indice DH [$°C.h$] compare, en période d'occupation, une température opérative T_{op} à une température de confort $T_{confort}$ qui se situe entre 26 et 28°C. Pour prendre en compte le confort adaptatif du corps humain, cette dernière dépend de la température extérieure sur une fenêtre glissante :

$$DH = \sum^{h_{occup}} T_{op} - T_{confort} \qquad \text{si } T_{op} > T_{confort}$$

Dans notre étude, l'analyse sera basée sur un indice plus simple et plus conservateur DH_{simple}, qui compare la température opérative à une valeur fixe de 26°C, durant toute l'année, même en période d'inoccupation.

Dans la RE2020, un bâtiment est considéré comme confortable sans système de refroidissement si son indicateur DH est inférieur à 350 °C.h, non conforme si l'indicateur est supérieur à 1250 °C.h, et pénalisé entre ces deux valeurs.

2.4. PLAN D'EXPÉRIENCE NUMÉRIQUE

L'objectif de notre étude est donc de mesurer l'impact en terme de confort estival du système Rainergy pour les deux configurations. Pour toutes les simulations, on se basera sur le bâtiment et l'installation Rainergy instrumentée à Haguenau. Il s'agit d'une maison individuelle de 150 m^2 des années 1930 rénovée en 2020 aux standards de la RE2020. La rénovation inclue donc l'isolation des murs extérieurs (initialement en briques creuses - 27cm), des rampants, du plafond vers les combles et du plancher vers le sous-sol. Les menuiseries, équipés de volets roulants extérieurs ont été changées pour un double vitrage performant (ratio surface vitrée : 22%).

La cuve de récupération d'eau pluviale de 10 m^3 en béton est enterrée dans un sol sableux à 30 cm de la surface. L'échangeur hélicoïdal en cuivre de 100 m de long est associé à un échangeur air-eau Zenhder de 2 kW en amont de la VMC. Le débit d'eau glycolée dans la boucle est de 500 L/h tandis que le débit de ventilation est de 240 m^3/h.

Le fonctionnement de Rainergy est piloté par un calendrier avec une plage de fonctionnement du 15 Mai au 15 Septembre. Des scénarios de puisage représentant l'utilisation de l'eau pour les toilettes ou le jardinage sont implémentés.

Une première série de simulation est réalisée dans un climat actuel (année 2021 pour un fichier météo de Strasbourg) le système Rainergy est testé seul dans les configurations amont et aval mais également en lui associant un scénario de freecooling (10 vol/h, entre 20h et 10h lorsque la température extérieure est intéressante) simulant une ouverture de fenêtre optimum.

Une seconde série est réalisée pour un climat 2100 suivant le scénario RCP8.5 (scénario de poursuite des tendances actuelles). Dans les deux cas, un bâtiment sans système Rainergy est simulé en témoin.

3. RÉSULATS

3.1. CLIMAT FRANÇAIS ACTUEL

Dans la situation climatique actuelle, le Tableau 1, ci-dessous, présente les degrés-heure d'inconfort pour 3 pièces représentatives du bâtiment : le séjour au rez-de-chaussée (exposition sud) et deux chambres au R+1 (exposition Sud-Ouest et Nord-Est).

Sans aucun système de rafraîchissement, le bâtiment n'est pas confortable. L'installation du système de rafraichissement passif (Rainergy ou freecooling) permet un gain de confort

significatif et l'association à des deux systèmes permet au bâtiment de ne pas dépasser 26°C. On notera que le freecooling simulé est "parfait", ce qui tend à surévaluer son impact, qui dépend du comportement des occupants.

L'installation du système en amont ou en aval de la VMC a une influence très limitée sur le confort estival.

		DH_{simple} [°C.h]		
		RDC séjour	R+1 Ouest	R+1 Est
Climat actuel	Sans Rainergy ni FC	7 254	5 234	3 145
	Rainergy amont seul	538	57	0
	Rainergy aval seul	320	27	0
	FC seul	356	104	0
	Rainergy amont & FC	3	0	0
	Rainergy aval & FC	5	0	0

Tableau 1 : Degrés-heure d'inconfort pour 3 pièces dans un climat actuel, avec et sans le système Rainergy, placé en amont ou en aval et associé ou non à du freecooling (FC).

3.2. CLIMAT FRANÇAIS FUTUR

Confronté à un climat futur et sous le scénario le plus pessimiste, les résultats (Tableau 2, ci-dessous) montrent une nette augmentation des DH d'inconfort (d'un facteur 3 environ). Même avec une stratégie combinée de mise en place d'un système de rafraîchissement et d'une bonne gestion des apports solaires, le bâtiment présente encore des périodes d'inconfort qui ne sont pas négligeables (600 °C.h correspondant à une semaine ininterrompue à 29.5°C).

Tout comme dans le climat actuel, le placement en amont ou en aval a très peu d'influence.

		DH_{simple} [°C.h]		
		RDC séjour	R+1 Ouest	R+1 Est
Climat 2100 - RCP8.5	Sans Rainergy ni FC	16 644	13 608	11 131
	Rainergy amont seul	3 305	1 500	111
	Rainergy aval seul	3 327	1 473	93
	FC seul	3 209	1 800	856
	Rainergy amont & FC	655	167	1
	Rainergy aval & FC	604	146	0

Tableau 2 : Degrés-heure d'inconfort pour 3 pièces dans un climat futur (scénario RCP8.5), avec et sans le système Rainergy, placé en amont ou en aval et associé ou non à du freecooling (FC).

4. DISCUSSION

4.1. LIMITES DE L'ÉTUDE

Plusieurs limites dans cette étude doivent être soulevées. Tout d'abord, il faut garder à l'esprit que les DH_{simple} calculés prennent en compte une température de confort fixe à 26°C et sont

évalués sur l'ensemble de l'année, même hors période d'occupation. Ainsi, procéder directement à une comparaison aux valeurs seuil de la réglementation est discutable. Cependant, cet indicateur est bien adapté pour comparer les variantes entre elles.

La régulation appliquée au système Rainergy est basée sur celle de l'installation présente à Haguenau : le système fonctionne en continu du 15 Mai au 15 Septembre. Ce fonctionnement n'est pas idéal pour deux raisons. Tout d'abord, la saison de refroidissement sera différente selon le climat étudié (2021 vs 2100). Il est alors nécessaire que le système fonctionne sur une plage plus longue. Enfin, en période nocturne, suite au réchauffement de la cuve, la température extérieure peut être inférieure à la température de stockage. Ainsi, l'utilisation du système Rainergy réchauffe un air qui aurait pu servir au rafraîchissement du bâtiment. On vient toutefois refroidir la cuve, ce qui pourrait tendre à prolonger son potentiel. Une régulation sur la différence entre la température extérieure et la température de cuve semble pertinente.

Ces premiers résultats ont été obtenus pour des caractéristiques de cuves de récupération d'eau pluviale géothermiques identiques. Un re-dimensionnement adapté au climat 2100 aurait pu être réalisé afin de réussir à atteindre les standards de confort de 2021. (Striegel, 2024) a notamment montré que la profondeur d'enfouissement ou le type de sol pouvait influencer la production du système entre 10 et 20%.

4.2. PERSPECTIVES

Tout d'abord, un récent composant, le type 3157, permet désormais un meilleur dialogue entre Python et TRNSYS (Bernier et al., 2022). Il est désormais possible d'importer les bibliothèques Python (`Numpy`, `Pandas`, `Scipy`,...), ce qui n'était pas possible avec la précédente passerelle (type 169). Bien que la gestion des entrées et sorties du couplage ne soit pas encore optimale, le couplage intégré via ce type (en cours) est une suite naturelle de ce travail et fera l'objet d'une future communication.

Les futurs travaux porteront également sur l'extrapolation des résultats aux différents climats français. De plus, l'impact de la typologie du bâtiment (qui est aussi en partie liée à nos différentes régions en France) associée au système Rainergy sur le confort intérieur pourrait aussi être investigué.

Le placement en amont ou en aval du système est peu influant sur le confort des occupants. Cependant, la configuration en amont tend à plus solliciter la cuve et donc le sol environnant. Une étude sur une période plus longue pourrait être menée afin de vérifier que les performances entre les deux configurations restent comparables dans le temps.

Enfin, une comparaison en terme de gain de confort à d'autres systèmes passifs comme un puits climatique pourrait être pertinent.

5. CONCLUSION

Ce travail porte donc sur le couplage d'un modèle de cuve de récupération d'eau pluviale géothermique à un logiciel de simulation thermique du bâtiment. L'objectif est de pouvoir évaluer le confort thermique estival des occupants et de caractériser l'impact du système passif sur ce dernier. Il a été montré que l'ajout d'un système Rainergy permet de fournir un confort acceptable dans un climat actuel. Toutefois, dans un climat futur et sous un scénario RCP8.5, les niveaux de confort ne sont plus atteints et des stratégies de rafraîchissement (freecooling par exemple) ou de refroidissement additionnelles devront être mises en œuvre.

DÉCLARATION RELATIVE À L'IA GÉNÉRATIVE ET AUX TECHNOLOGIES ASSISTÉES PAR L'IA DANS LE PROCESSUS D'ÉCRITURE

Les auteurs déclarent avoir utilisé des outils d'IA générative dans le processus d'écrire à des fins de correction stylistique, orthographique ou grammaticale. Après l'utilisation de ces outils, les auteurs ont révisé et modifié le contenu si nécessaire et assument l'entière responsabilité du contenu de la publication.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient la famille Gasnier pour la mise à disposition de leur habitation et de leur prototype Rainergy lors de l'étude expérimentale. Cette étude n'aurait pu être réalisée sans le soutien financier de l'ADEME, la Région Grand Est et le réseau InterCarnot.

BIBLIOGRAPHIE

Bernier, N., Marcotte, B., and Kummert, M. (2022). Calling python from trnsys with cffi.

Calvin, K. et al. (2023). IPCC, 2023 : Climate Change 2023 : Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland. Technical report, Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). Edition : First.

Choorapulakkal, A. and Noguchi, M. (2014). A Proposed 'Water Tube Heat Exchanger' Space Cooling System Performance Analysis. *Civil Engineering and Architecture*, 2 :166–169.

Eu, H., Kim, G., Yoon, G., Hong, J., Hwang, S., Matsubara, M., Han, S., Son, M., Choi, H., and Nam, J. (2025). Analysis of temperature behavior and prediction model for underground permeable blocks rainwater tank source heat pump system through long-term operation. *Journal of Building Engineering*, 99 :111607.

Eu, H., Kim, G., Yoon, G., Lee, Y., Sasui, S., Son, M., Choi, H., and Nam, J. (2024). Field experiment on performance of water source heat pump using underground rainwater tank as heat source. *Journal of Building Engineering*, 84 :108551.

IEA (2018). The future of cooling. Technical report, International Energy Agency, Paris.

Kalz, D. E., Wienold, J., Fischer, M., and Cali, D. (2010). Novel heating and cooling concept employing rainwater cisterns and thermo-active building systems for a residential building. *Applied Energy*, 87(2) :650–660.

Marigo, M., Prataviera, E., Bordignon, S., Bottarelli, M., and Zarrella, A. (2021). Analysis of the thermal performance of a water storage cell with helical shaped pipe for ground source heat pumps. In *Proc. Building Simulation 2021 : 17th Conference of IBPSA*, page 8, Bruges, Belgium.

Masson-Delmotte, V. et al. (2021). *Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

Striegel, L. (2024). *Etudes numérique et expérimentale de récupérateurs d'eaux pluviales enterrés géothermiques pour le rafraîchissement passif des bâtiments*. Thèse de doctorat, Strasbourg, Strasbourg.

Striegel, L., Bouvenot, J.-B., Walther, E., and Nowamooz, H. (2025). Experimental study of a geothermal rainwater tank concept. *Energy and Buildings*, 343 :115887.

Caractérisation et Modélisation des émissions de COV de matériaux de réemploi et validation sur des systèmes multicouches

F. SYLL[2*], T. DIALLO[1], F. MAUPETIT[1], B. COLLIGNAN[1], M. ABADIE[3], K. LIMAM[3], G. NOISETTE[2], M. LE MERDY[1], L. BELAUBE[2]

[1] CSTB, Grenoble, France,

[2]ARTELIA, Saint-Ouen, France,

[3]LA ROCHELLE UNIVERSITE, La Rochelle, France,

[*]fatimata.syll@arteliagroup.com

RESUME :

Le réemploi des matériaux de construction contribue à la réduction des déchets et de l'impact carbone des bâtiments, mais son impact sur la qualité de l'air intérieur (QAI) reste peu connu. Cette étude caractérise et modélise les émissions de composés organiques volatils (COV) de matériaux réemployés (moquette, parquet massif, isolant en laine de verre et le faux-plancher technique), en se focalisant sur le formaldéhyde, l'acétaldéhyde et les COVT. Des essais ont été réalisés dans des chambres d'émission de 51 L avec prélèvements aux jours 3, 14 et 28. Les concentrations mesurées ont servi à calibrer la concentration initiale émissible C_0 dans un modèle numérique de transfert de masse tandis que les paramètres de diffusion D_m et de partition K ont été tirés de la littérature pour des matériaux neufs équivalents. Lorsque ces paramètres ne sont pas connus, une analyse paramétrique a permis d'identifier les combinaisons physiquement plausibles reproduisant les émissions observées. Les paramètres obtenus (C_0, D_m et K) pour les matériaux testés individuellement ont ensuite été utilisés pour simuler le transfert de masse dans deux systèmes multicouches représentatifs. Les comparaisons entre simulations et mesures montrent une bonne reproduction de la cinétique d'émission, avec des écarts inférieurs à 25 %.

MOTS-CLÉS : matériaux de réemploi ; émissions de COV ; modélisation multicouche

1. INTRODUCTION

La qualité de l'air intérieur (QAI) est une préoccupation majeure de santé publique. Les COV émis par les matériaux de construction contribuent de manière significative à la pollution de l'air intérieur, certains étant cancérogènes ou toxiques (WHO, 2010 ; ANSES, 2024). Les réglementations encadrent seulement les matériaux neufs et des modèles numériques existent pour prédire leurs émissions (Little et al., 1994 ; Yan et al., 2009 ; Liu et al., 2022). À l'inverse, les matériaux de réemploi restent peu étudiés, alors même que leur utilisation tend à se développer dans le secteur du bâtiment sous l'effet de l'essor de l'économie circulaire et des politiques de réduction de l'empreinte carbone, notamment la réglementation environnementale RE2020 (FCRBE, 2021). Leur comportement, variable avec le vieillissement, reste peu étudié (ADEME, 2020). Cette étude vise à combler cette lacune en caractérisant et en modélisant leurs émissions, y compris dans des configurations multicouches, afin d'évaluer l'impact du réemploi sur la QAI.

2. METHODES

Les résultats expérimentaux et les simulations numériques sont présentés ci-après afin d'évaluer la capacité du modèle à reproduire les cinétiques d'émission observées.

2.1. PROTOCOLE EXPERIMENTAL

Les matériaux de réemploi et neufs (moquette, parquet massif, isolant en laine de verre, faux-plancher technique, peinture et colle) ont été préparés et conditionnés conformément à la norme EN ISO 16000-11. Les essais d'émission ont été réalisés dans une chambre environnementale de 0,051 m³ selon la norme EN ISO 16000-9, avec des prélèvements en double aux jours 3, 14 et 28. Les analyses ont porté sur (i) les dix COV requis pour l'étiquetage sanitaire des produits de construction, (ii) certains composés classés CMR et (iii) des substances majoritairement émises par les matériaux étudiés. Les COV ont été analysés par GC-MS selon la norme ISO 16000-6, et les aldéhydes, dont le formaldéhyde et l'acétaldéhyde, par HPLC après dérivatisation DNPH conformément à la norme ISO 16000-3. L'incertitude analytique globale est estimée à environ 20 %, tandis que les études interlaboratoires sur les mesures en chambre d'essai indiquent une variabilité interlaboratoire typique de l'ordre de 30 % pour la majorité des COV (Wilke et al., 2021 ; Yrieix et al., 2010).

Dans cette étude, l'analyse des résultats se concentre principalement sur les COV totaux (COVT), le formaldéhyde et l'acétaldéhyde, qui constituent les principaux polluants étudiés retenus pour la modélisation.

2.2. APPROCHE NUMERIQUE

La Figure 1 illustre une représentation schématique du dispositif expérimental servant de référence pour la modélisation de système multicouche. L'échantillon est placé dans une petite chambre contrôlée avec un débit d'air constant (Q), une concentration d'entrée (C_{in} = 0), et une concentration de sortie homogène (C_∞). La diffusion est unidirectionnelle. Le matériau est représenté comme une ou plusieurs couches homogènes, chacune caractérisée par sa concentration initiale émissible C_0, son coefficient de diffusion D_m et son coefficient de partition K. Le transfert de masse à l'interface matériau-air est régi par le coefficient de transfert convectif h_m.

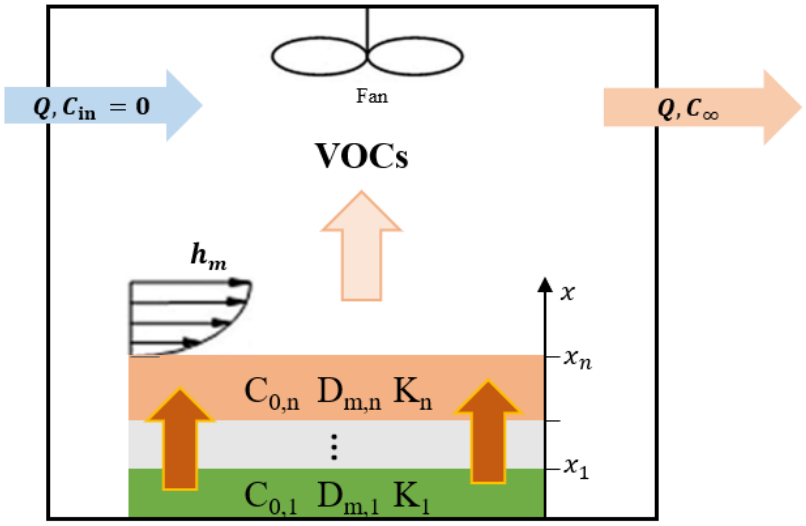


Figure 1: Schéma du dispositif expérimental de la chambre d'essai pour un assemblage de matériaux (domaine d'étude)

2.2.1. CHOIX DU MODELE

La modélisation des émissions de COV par les matériaux repose généralement sur les phénomènes de transfert de masse gouvernés par la loi de Fick. Parmi les modèles existants dans la littérature, le modèle proposé par Yan et al. (2009) a été retenu dans cette étude en raison de sa capacité à représenter le transfert de masse dans des matériaux homogènes ou multicouches à l'aide d'une formulation de type state-space. Dans ce modèle, les équations de transfert sont formulées sous forme matricielle. Le matériau et l'air de la chambre sont discrétisés spatialement en nœuds, tandis que le temps est traité comme une variable continue, ce qui offre une grande flexibilité dans le choix du schéma d'intégration temporelle.

Cette approche permet de simuler simultanément la diffusion interne des polluants dans les matériaux et le transfert convectif à l'interface matériau-air. Elle présente également l'avantage de pouvoir représenter des systèmes multicouches, fréquemment rencontrés dans les assemblages constructifs réels (parois murales, sols, plafonds, etc.).

Dans cette étude, le modèle initialement développé pour des matériaux neufs est appliqué aux matériaux de réemploi en ajustant les paramètres d'entrée clés (C_0, D_m et K).

Les équations fondamentales du modèle sont :

Diffusion interne dans le matériau

$$\frac{\partial C_{(x,t)}}{\partial t} = D_m \frac{\partial^2 C_{(x,t)}}{\partial x^2} \qquad (Eq.1)$$

Où $C_{(x,t)}$ est la concentration de polluant dans le matériau (µg/m³), et D_m le coefficient de diffusion (m²/s).

Cette équation décrit l'évolution temporelle de la concentration du polluant dans l'épaisseur du matériau sous l'effet du gradient de concentration.

Bilan de masse

La concentration du polluant dans l'air de la chambre est obtenue à partir du bilan de masse suivant :

$$\frac{dC_\infty}{dt} = ACH(C_{in} - C_\infty) + h_m \frac{A}{V}\left(\frac{C_n}{K_n} - C_\infty\right) \qquad (Eq.2)$$

Où C_∞ est la concentration intérieure (µg/m³), ACH le taux de renouvellement d'air (h^{-1}), C_{in} concentration dans l'air de la ventilation, A la surface d'échange (m²), V le volume de la chambre (m³), K le coefficient de partition matériau-air (-), h_m le coefficient de convection de masse (m/s) et C_n la concentration à la surface du matériau en contact avec l'air.

Extension au cas des matériaux multicouches

Dans le cas d'un matériau multicouche, le transfert de masse à l'interface entre deux couches adjacentes (i et $i+1$)doit satisfaire deux conditions physiques fondamentales : la continuité du flux diffusif et l'équilibre de partition entre les deux matériaux.

Continuité du flux diffusif :

$$-D_{m,i} \frac{\partial C_i}{\partial x}\bigg|_{x=x_i} = -D_{m,i+1} \frac{\partial C_{i+1}}{\partial x}\bigg|_{x=x_i} \qquad (Eq.3)$$

Où

$D_{m,i}$ et $D_{m,i+1}$ sont les coefficients de diffusion dans les couches i et $i+1$

C_i et C_{i+1} sont les concentrations dans les deux matériaux

x_i représente la position de l'interface entre les deux couches.

Continuité de l'équilibre de partition :

$$\frac{C_i}{K_i} = \frac{C_{i+1}}{K_{i+1}} \qquad (Eq.4)$$

Où K_i et K_{i+1} sont les coefficients de partition matériau-air des deux couches.

Ces conditions assurent la continuité du transfert de masse entre les différentes couches du système.

Le modèle décrit ci-dessus est ensuite appliqué à différents systèmes multicouches représentatifs des configurations constructives étudiées dans cette recherche.

2.2.2. DETERMINATION DES PARAMETRES CLES (C_0, D_m et K)

La modélisation des émissions nécessite la connaissance de trois paramètres (C_0, D_m et K). La détermination expérimentale directe de ces paramètres étant complexe, longue et coûteuse, ils sont généralement estimés par des approches numériques basées sur l'ajustement des simulations aux mesures expérimentales.

Dans cette étude, le modèle monocouche de Yan et al. (2009) est utilisé dans un premier temps afin d'identifier les paramètres caractéristiques des matériaux testés individuellement en chambre d'émission. Ces paramètres sont ensuite utilisés comme données d'entrée pour la simulation de systèmes multicouches intégrant les matériaux de réemploi.

Des travaux récents (Wang et al., 2024) montrent que D_m et K restent relativement stables après vieillissement du matériau, tandis que C_0 diminue fortement au cours du temps. Sur cette base, l'hypothèse retenue consiste à conserver les valeurs de D_m et K issues de matériaux neufs équivalents, et à ajuster uniquement la valeur de C_0 pour représenter l'état du matériau de réemploi.

L'ajustement repose sur un facteur correctif r, défini comme le rapport entre concentrations mesurées et simulées. La valeur ajustée est alors donnée par :

$$C_0^{réemploi} = r * \mathrm{C_0} \qquad (Eq.5)$$

Dans cette étude, la concentration initiale émissible C_0 est déterminée par calibration du modèle sur les mesures en chambre d'émission. Elle reflète ainsi directement l'état réel du matériau de réemploi au moment de l'essai (vieillissement, stockage, usage), indépendamment des valeurs de C_0 rapportées dans la littérature pour les matériaux neufs.

Lorsque les valeurs de D_m ou K n'étaient pas disponibles dans la littérature, une analyse paramétrique a été menée afin d'identifier les couples de paramètres plausibles. Les plages de variation considérées pour D_m et K sont issues de la littérature et correspondent aux ordres de grandeur généralement rencontrés pour les matériaux de construction : D_m compris entre 10^{-14} et 10^{-8} $m^2.s^{-1}$, et K compris entre 1 et 4×10^5.

3. RESULTATS ET DISCUSSION

Les émissions des matériaux étudiés ont été exprimées en taux d'émission surfacique spécifique (SERA, $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$).

3.1. PARAMETRES C_0, D_m ET K DES MATERIAUX

Pour la moquette de réemploi, deux simulations ont été comparées : l'une avec les paramètres du matériau neuf (C_0, D_m et K) issus de la littérature, l'autre calibrée en gardant les paramètres D_m et K et en ajustant uniquement C_0 (Eq. 5). Les paramètres utilisés sont présentés dans le *Tableau 1*.

La *Figure 2* montre que la simulation sans calibration surestime largement les émissions aux trois temps considérés, avec des niveaux de SERA pouvant atteindre environ un ordre de grandeur au-dessus des mesures, tandis que la simulation avec calibration concorde bien avec les données expérimentales, en particulier à 14 et 28 jours pour la moquette de réemploi.

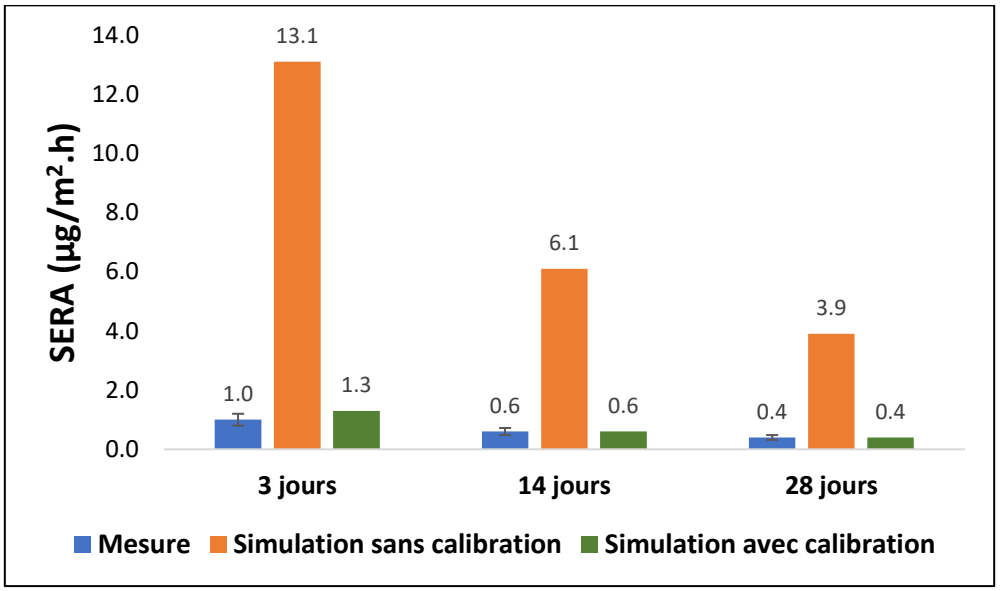


Figure 2 : Comparaison des données expérimentales, de la simulation sans calibration et de la simulation calibrée du SERA en fonction du temps pour la moquette de réemploi (acétaldéhyde).

Tableau 1: Paramètres de transfert (C_0, D_m et K) utilisés pour la simulation de la moquette de réemploi

Matériau	***Polluant***	***$C_{0,\,Réf}$ ($\mu g.m^{-3}$)***	***D_m ($m^2.s^{-1}$)***	***K_m (-)***	***Réf***	***$C_{0,\,calibrée}$ ($\mu g.m^{-3}$)***
Moquette	Acétaldéhyde	$1{,}30 \times 10^{6}$	$6{,}40 \times 10^{-12}$	1	(Little et al., 1994)	$1{,}33 \times 10^{5}$

Pour le faux-plancher, dont D_m et K étaient inconnus, une analyse paramétrique a montré que plusieurs couples de valeurs conduisent à de faibles erreurs relatives à 28 jours (Figure *3*). Toutefois, les valeurs extrêmes de D_m donnent des temps de diffusion incompatibles avec les observations. Seules les valeurs intermédiaires (10^{-9}– 10^{-10} m²/s), cohérentes avec la durée expérimentale, sont retenues.

L'analyse réalisée à 14 jours (Figure *4*) permet d'affiner davantage l'identification du couple de paramètres le plus plausible.

La même méthodologie a été appliquée aux autres couples matériau/polluant étudiés. Les paramètres retenus pour l'ensemble des matériaux sont présentés dans le tableau récapitulatif ci-dessous (Tableau *2*).

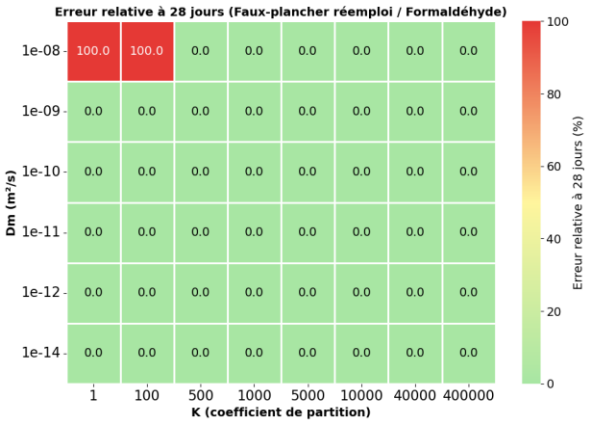


Figure 3 : Evaluation paramétrique de Dm et K pour le faux-plancher de réemploi (formaldéhyde) à 28 jours

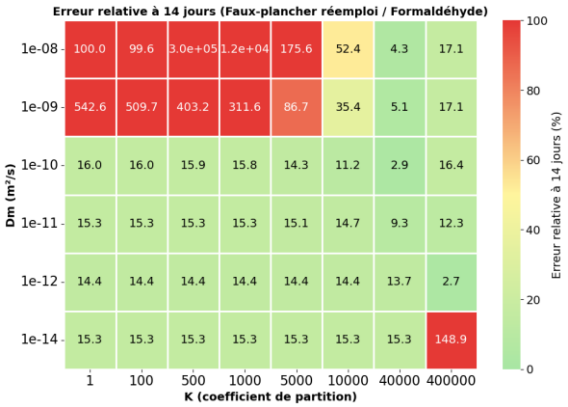


Figure 4 : Evaluation paramétrique de Dm et K pour le faux-plancher de réemploi (formaldéhyde) à 14 jours

Tableau 2 : Paramètres optimaux identifiés pour l'ensemble des matériaux et polluants

Matériau	*Polluant*	C_0 *(µg.m^{-3})*	D_m *(m^2.s^{-1})*	K_m *(-)*
Faux-plancher technique (réemploi)	Formaldéhyde	$3{,}67 \times 10^{6}$	1×10^{-10}	40000
Isolant en laine de verre de réemploi	COVT	$3{,}84 \times 10^{5}$	3×10^{-10}	10000
Parquet massif de réemploi	COVT	$8{,}52 \times 10^{6}$	1×10^{-11}	40000
Plaque de plâtre	COVT	$1{,}80 \times 10^{6}$	1×10^{-11}	5000
Peinture	COVT	$7{,}03 \times 10^{8}$	1×10^{-12}	40000
Vernis	COVT	$5{,}04 \times 10^{9}$	1×10^{-14}	1

3.2. VALIDATION DU MODELE MULTICOUCHE

Afin d'évaluer la capacité du modèle à simuler les émissions dans des systèmes constructifs réels, une validation a été réalisée sur deux assemblages multicouches représentatifs. Cette étape permet à la fois

de vérifier la pertinence du modèle multicouche et d'évaluer la validité des paramètres C_0, D_m et K identifiés précédemment à partir des essais réalisés sur les matériaux testés individuellement.

Les paramètres d'entrée du modèle multicouche proviennent de l'étape d'identification décrite dans la section précédente (Tableau *2*). Aucune recalibration supplémentaire n'a été réalisée pour les systèmes multicouches.

Deux configurations ont été étudiées :

- Un **système de sol**, constitué d'un parquet massif de réemploi recouvert d'une couche de vernis ;
- Un **système mural**, composé d'un isolant en laine de verre de réemploi, d'une plaque de plâtre et d'une couche de peinture.

Les flux d'émission simulés ont été comparés aux mesures expérimentales obtenues en chambre d'émission. Les résultats correspondants sont présentés dans les Figures 5 et 6.

Les résultats obtenus pour le système mural (Figure 6) montrent une bonne concordance entre les valeurs simulées et mesurées. À 14 jours, le modèle sous-estime légèrement le flux d'émission (945 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$ contre 1087 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$), avec une erreur relative de 13 %. À 28 jours, le modèle surestime légèrement les émissions (463 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$ contre 395 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$), avec une erreur relative de 17 %. Le modèle reproduit correctement la diminution des émissions au cours du temps.

Pour le système de sol (Figure 5), les tendances observées sont similaires. Le modèle sous-estime les émissions à 14 jours (1031 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$ contre 1296 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$), avec une erreur relative de 20 %, et surestime légèrement les émissions à 28 jours (652 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$ contre 524 $\mu g.m^{-2}.h^{-1}$), avec une erreur relative de 24 %. Malgré ces écarts, le modèle reproduit correctement la cinétique d'émission observée expérimentalement.

Globalement, les erreurs relatives obtenues pour les deux configurations restent inférieures à 25 %, ce qui confirme la capacité du modèle multicouche à représenter les émissions de systèmes constructifs intégrant des matériaux de réemploi, ainsi que la cohérence des paramètres identifiés à partir des essais réalisés sur les matériaux individuels. Ces écarts restent du même ordre de grandeur que les incertitudes associées aux mesures en chambre (environ 20 % à l'échelle du laboratoire et 30 % entre laboratoires).

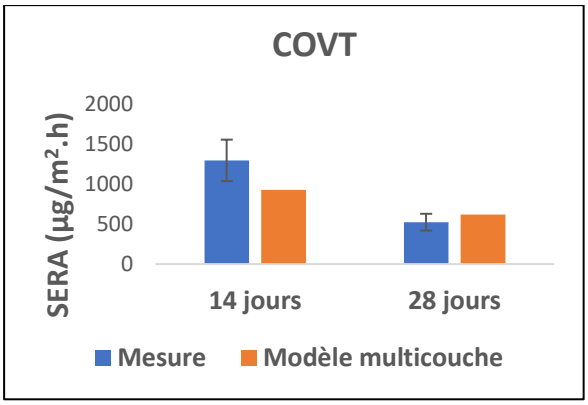


Figure 5 : Comparaison entre les facteurs d'émissions simulés et mesurés pour le système de sol

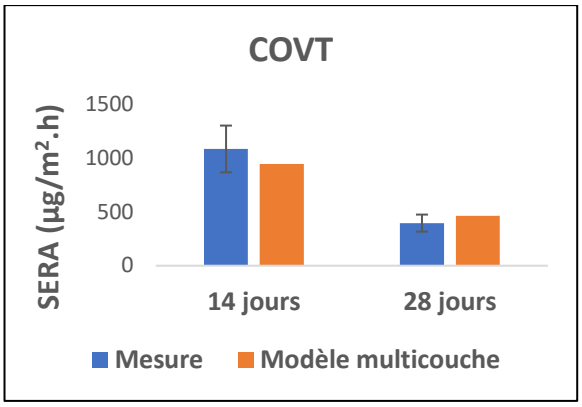


Figure 6 : Comparaison entre les facteurs d'émissions simulés et mesurés pour le système mural

4. CONCLUSION

Cette étude propose une approche de caractérisation et de modélisation des émissions de COV de matériaux de réemploi basée sur le modèle de diffusion de Yan et al. (2009). Les paramètres d'émission (C_0, K, D_m) ont été identifiés par calibration du modèle à partir des résultats expérimentaux d'essais en chambre réalisés sur des matériaux testés individuellement, puis utilisés pour simuler les émissions de deux systèmes multicouches représentatifs. Les comparaisons entre simulations et mesures montrent une bonne reproduction de la cinétique d'émission, avec des écarts inférieurs à 25 %. La calibration réalisée repose principalement sur l'ajustement de C_0, en conservant les coefficients D_m et K issus de matériaux neufs équivalents. Toutefois, le réemploi peut modifier ces paramètres sous l'effet du vieillissement. L'analyse paramétrique montre que seules certaines combinaisons de D_m et K sont physiquement plausibles, les valeurs extrêmes conduisant à des artefacts numériques, et que les résultats restent dépendants des conditions expérimentales. Les matériaux étudiés constituent des cas représentatifs, mais l'approche devra être étendue à un plus grand nombre de matériaux de réemploi dans de futurs travaux.

Les perspectives portent sur l'intégration de ce modèle dans un outil de prédiction de la qualité de l'air intérieur afin d'évaluer l'impact du réemploi dans différentes configurations constructives.

5. REFERENCES

ADEME (2020), « Emissions de polluants et vieillissement de revêtement de sol commercialisés » https://librairie.ademe.fr/economie-circulaire-et-dechets/4534-emissions-de-polluants-et-vieillissement-des-revetements-de-sol-commercialises.html#

FCRBE, 2021. « Les impacts environnementaux du réemploi dans le secteur de la construction » https://opalis.eu/sites/default/files/2022-02/FCRBE-booklet-01-environmental_impact-FR.pdf.

Liu, Zewei, Yusen Yan, Tingting Liu, Youcai Zhao, Qifei Huang, et Zechun Huang. 2022. « How to predict emissions of volatile organic compounds from solid building materials? A critical review on

mass transfer models ». *Journal of Environmental Management* 302 (janvier): 114054. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.114054.

Little, John C., Alfred T. Hodgson, et Ashok J. Gadgil. 1994. « Modeling emissions of volatile organic compounds from new carpets ». *Atmospheric Environment* 28 (2): 227-34. https://doi.org/10.1016/1352-2310(94)90097-3.

Wang, Haimei, Rui Zhang, Hui Kong, et al. 2024. « Long-term emission characteristics of VOCs from building materials ». *Journal of Hazardous Materials* 480 (décembre): 136337. https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2024.136337.

Wilke, Olaf, Wolfgang Horn, Matthias Richter, et Oliver Jann. 2021. « Volatile Organic Compounds from Building Products-Results from Six Round Robin Tests with Emission Test Chambers Conducted between 2008 and 2018 ». *Indoor Air* 31 (6): 2049-57. https://doi.org/10.1111/ina.12848.

Yan, Wei, Yinping Zhang, et Xinke Wang. 2009. « Simulation of VOC emissions from building materials by using the state-space method ». *Building and Environment* 44 (3): 471-78. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2008.04.011.

Yrieix, Christophe, Alina Dulaurent, Caroline Laffargue, François Maupetit, Tiphaine Pacary, et Erik Uhde. 2010. « Characterization of VOC and formaldehyde emissions from a wood based panel: Results from an inter-laboratory comparison ». *Chemosphere* 79 (4): 414-19. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2010.01.062.

Towards a simplified measured-based assessment of passive cooling strategies in office buildings based on a study of dynamic thermal simulations

Simon Thébault*[1], Aïssata Ndiade[1,2], Mathilde Hostein[1], Anaïs Machard[1]

[1] Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
24 rue Joseph Fourier, 38400 Saint-Martin-d'Hères, France
[2] Ecole supérieure Polytechnique, Université Cheikh Anta Diop
Corniche Ouest, Dakar 10700, Sénégal
***simon.thebault@cstb.fr**

RÉSUMÉ. Le réchauffement climatique et ses conséquences nous obligent désormais à améliorer la performance de nos bâtiments face aux vagues de chaleur. Le recours à des stratégies passives telles que l'ouverture des fenêtres pour la ventilation nocturne, l'utilisation de protections solaires et l'inertie thermique des bâtiments constituent des leviers essentiels pour réduire les besoins en climatisation des bâtiments tout en garantissant le confort thermique des occupants pendant l'été. La simulation énergétique dynamique est aujourd'hui largement utilisée pour évaluer les effets de ces stratégies, mais le recours à des mesures et indicateurs simplifiés pour évaluer leur performance réelle après mise en œuvre reste très limité. Cet article propose deux indicateurs à mesurer de manière répétée dans des conditions spécifiques et en l'absence d'occupants : le facteur de décrément (rapport entre les variations quotidiennes des températures de l'air intérieur et extérieur) et le rapport de ventilation naturelle nocturne (rapports entre les baisses nocturnes des températures intérieures et extérieures). Cette méthode est appliquée numériquement à un immeuble de bureaux de 1 270 m² situé près de Grenoble, en France. Différents types d'enveloppes de bâtiment, d'utilisations des fenêtres, et de protections solaires sont étudiés à travers un plan de simulation sous TRNSYS et COMTAM. Les résultats permettent de classer les différentes enveloppes de bâtiment et offrent la perspective d'élaborer un cadre d'évaluation de la performance des stratégies passives en exploitation une fois qu'un bâtiment a été rénové ou construit.

MOTS-CLÉS: rafraichissement passif, vagues de chaleur, ventilation naturelle, inertie thermique, évaluation in situ, enveloppe du bâtiment, simulation énergétique des bâtiments

ABSTRACT. Global warming and its impacts require us to improve the performance of our buildings in the face of heatwaves. The use of passive strategies such as windows opening for night ventilation, solar protection uses and building thermal mass are essential levers for reducing the cooling needs of buildings while ensuring the thermal comfort of occupants during summer. Building performance simulation is now widely used for evaluating the effects of these strategies, but the use of simplified measurements and indicators to assess their actual performance after implementation on-site remains very limited. This article proposes two indicators to assess building performance regarding summer heat. They need to be measured repeatedly under specific conditions and in the absence of occupants: the decrement factor (ratios between daily variations in indoor and outdoor air temperatures) to assess building performance during daytime and the natural night ventilation ratio (ratios between night-time drops in indoor and outdoor temperatures) to assess building performance during nighttime. This method is applied numerically to a 1,270 m² office building located near Grenoble, France. Different types of building envelopes and scenarios of windows and solar protections use are being studied through thermal and airflow simulations using TRNSYS and CONTAM software. The results allow us to rank the different building envelopes and have the potential to develop a framework for assessing the performance of passive strategies in operation once a building has been renovated or constructed.

KEYWORDS: passive cooling, heatwaves, natural ventilation, thermal inertia, in situ assessment, building envelope, building energy simulation

1. INTRODUCTION

The performance of buildings in the face of heat waves is a major issue for tomorrow's occupants. To address this, indicators and targets have been established by researchers and public policymakers in several countries, particularly for new construction (Attia et al. 2023; Gouvernement français 2025).

However, for various reasons, there are often performance differences between the designed and the constructed building. Summer overheating in buildings can occur for many reasons, such as building envelope performance, nighttime ventilation and solar shading scenarios (Machard et al. 2023). Occupant behavior is one of the main factors that can significantly reduce the building performance (Harputlugil et de Wilde 2021). Assessing the building performance in summer context is a complicated task due to the interaction between solar gains, natural ventilation heat flows, thermal mass and insulation, etc. Multiple measurement methods exist to qualify some of the passive performances. For natural ventilation, numerous campaigns have been carried out, using expensive equipment (Hu et al. 2022; Lo et Novoselac 2012; Caciolo 2010). Other alternatives exist at lower experimental costs, using metabolic CO_2 measurements and more advanced analysis algorithms (Duarte et al. 2018; Schreck et al. 2024). For thermal insulation, the co-cooling method can also be used (Campagna et al. 2024). Other methods can also be found at the building component level to qualify inertia (Faye et al. 2015) or the solar factor/ protection (Marinoski et al. 2018). To date, there is no easily measurable indicator of a building's overall performance in terms of solar protection.

This article proposes simple indicators that can be evaluated using full-scale inexpensive measuring methods. The building performance is assessed through the two main physical phenomena affecting summer performance: protection against solar gains and natural night ventilation. For each of these phenomena, an indicator is proposed, each including the building thermal mass that impacts both phenomena. The assessment and the development of the indicators is based on dynamic thermal and aeraulic simulations, performed using TRNSYS and CONTAM software (Dols et al. 2015).

2. PRESENTATION OF INDICATORS AND MEASUREMENT CONDITIONS

2.1. DECREMENT FACTOR IN THE ABSENCE OF OCCUPANTS

The first indicator, called "Decrement Factor" (DF), is not new (Mohammad Arif Kamal 2011). It is simply a ratio of the daily variation between the indoor and outdoor temperatures (see Figure 1).

Measured every day over certain periods when there is no window openings and no occupants (such as holidays or weekends for commercial or office buildings), this indicator with its statistical distribution aims to reflect the building envelope's ability to absorb daily temperature variations and limit the transmission of external solar gain (for a fixed position of the sunshades, adapted to the building's use). Depending on the number of days without occupancy, the measurement period can range from a few weeks (vacations) to the entire warm season (using weekends only).

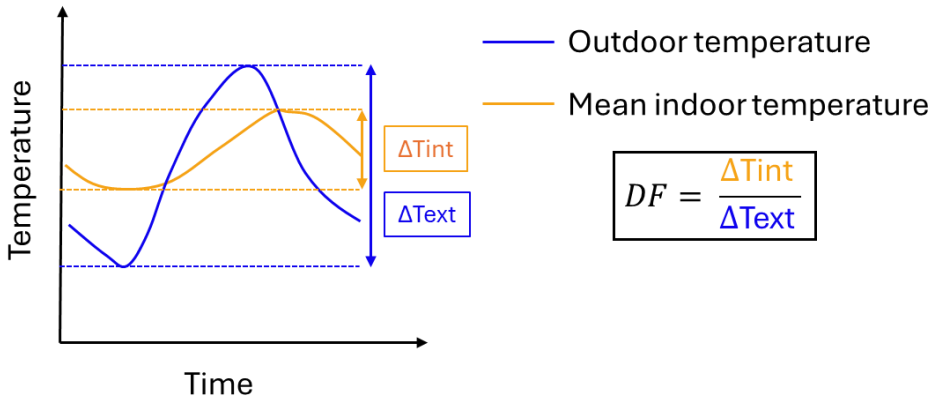


Figure 1 : Illustration of the decrement factor

2.2. NATURAL NIGHT VENTILATION RATIO

The second indicator, called the "Night Free Cooling Ratio" (NFCR), represents the ratio of the drop in indoor temperature to the outdoor temperature during the night (Figure 2). Measured every night when a fixed natural ventilation strategy is applied (adapted to the building's use), this indicator aims to reflect the passive "cooling ability" of the building envelope during the night. To be calculated, it is necessary to have an intersection point between the two temperature curves during the nighttime natural ventilation period.

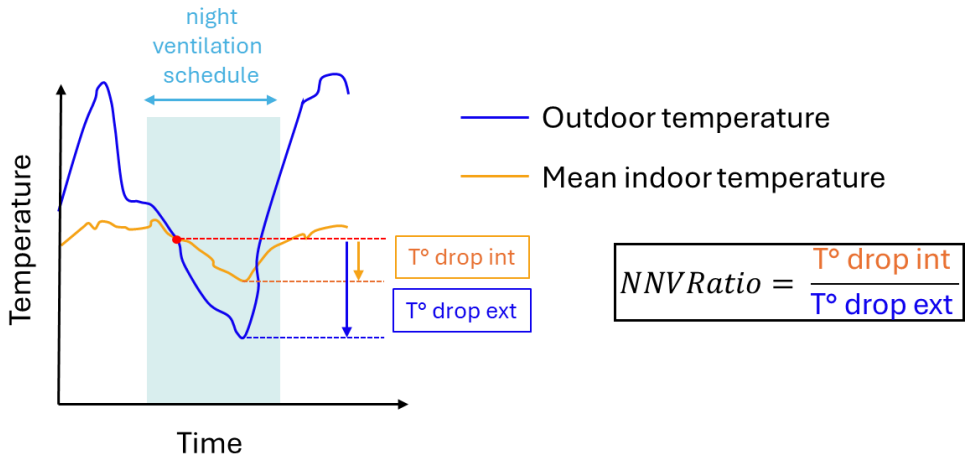


Figure 2 : Illustration of the Natural Night Ventilation Ratio

For these two indicators, the average indoor temperature of all rooms in the building should be used to evaluate the global performance. However, it may be useful to calculate these indicators per floor or per room to better identify the building's strengths and weaknesses in these two aspects (provided there are enough sensors).

Regarding outdoor temperature, a local measurement taken is recommended at 10 meters height or at the building rooftop and protected from sunlight. Otherwise, the air temperature recorded by the nearest weather station may be used, adding a correction for the local heat island effect if applicable.

Given the inertia involved and variable weather and usage conditions, it is clear that these measured indicators will vary from day to day, which is why it is recommended to accumulate these measurements over a sufficiently long period (at least 20 nights in real conditions of use and ideally with the same opening strategy every night to be statistically robust).

3. SIMULATION TEST CASE AND VARIANTS

A large set of simulations has been run from a base case study to evaluate the variation ranges of these indicators with different building envelope compositions and configurations. The case study is a three-storey office building, representing the main building at the CSTB site in Grenoble (Figure 3).

The building is equipped with adjustable sunshades on the south. Of the windows shown in Figure 3, one in every two glazed surfaces can be opened. The internal heat gains from occupants are considered to be one per small office and two per large. The windows are considered closed during the day (9 am -6 pm), but the night-time scenarios vary in the experimental design. The doors are considered to be always open.

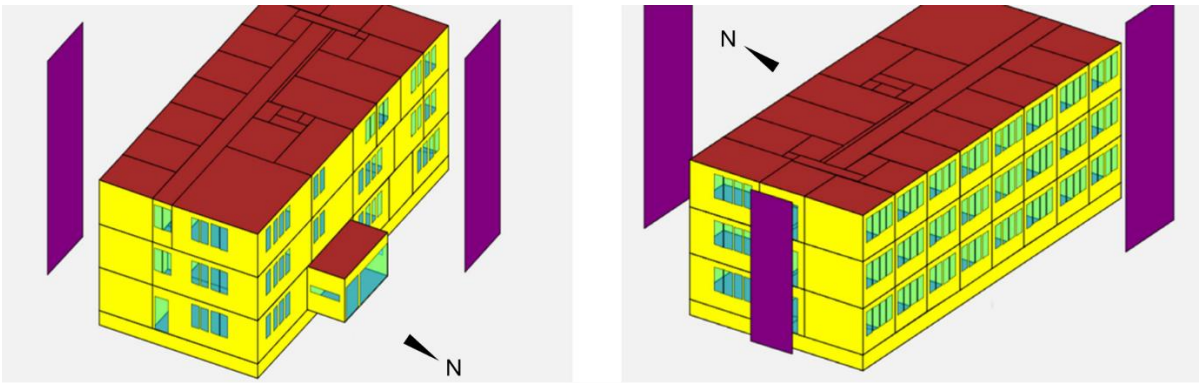


Figure 3 : 3D SketchUp views of the modeled building and local shadings from Northeast (left) and Southwest (right)

TRNSYS and CONTAM software were used to model the thermal and aeraulic behavior of the building during summer (01/06 to 30/09), including natural ventilation scenarios.

For the study, the following parameters were modified in the simulation test plan:

- Envelope typology: From very heavy to very light inertia, with variants with/without insulation and with/without bio-based materials. Details can be found in Table 1.
- Solar protections during weekends (south facade only): 100% open by default, else closed
- Solar protections during weekdays (south facade only): 100% open by default, else 70% closed from 1 pm to 6 pm
- Windows opening during nighttime (6 pm – 9 am): 100% closed by default, else open
- Weather scenarios: Le Versoud TMY ("Typical Meteorological Year"), Grenoble 2022, Carpentras 2003 and Lyon "extreme future". The first represents a typical summer in the neighboring valley. The second is a warmer year that is more representative of the current climate in the area, with intense and prolonged heat waves and a UHI effect. The third represents a scorching summer in one of the most affected areas in France. The last one represents an extremely hot future urban climate by 2070-2099 with pessimistic scenario RCP 8.5 considering urban heat island effect (Hostein et al. 2024).

Typology	Description	Building U-value [W/m²/K]	Vertical walls mass [kg/m²]
0 : Base building (BD)	Concrete walls + both IWI and EWI with rock wool & wood fiber	0.329	544
1 : IWI conventional (IWI_c)	Concrete walls + IWI with glass wool	0.241	494
2: EWI conventional (EWI_c)	Concrete walls + EWI with expanded polystyrene	0.241	477
3: IWI bio-based (IWI_b)	Concrete walls + IWI with wood wool	0.241	496
4: EWI bio-based (EWI_b)	Concrete walls + EWI with cork panels	0.241	491
5: massive insulated (MI)	Thick stone walls + EWI with expanded polystyrene	0.24	1299
6: massive not insulated (MNI)	Thick stone walls	2.925	1295
7: not insulated (NI)	Concrete walls	3.11	473
8: wooden frame (WF)	Lightweight wood structure with wood wool	0.192	61

Table 1 : Variants used for the typology of the modeled building envelope

4. RESULTS AND DISCUSSIONS

4.1. DECREMENT FACTOR (DF)

Figure 4 shows, through boxplots, the distribution of decrement factors (DF) computed over weekends (unoccupied building) for each envelope of typology and weather scenario. Heavy and well-insulated envelopes exhibit the lowest DF values: the massive configurations perform best, followed by the BD ("Base Design"), indicating a high capacity to damp outdoor temperature fluctuations. The IWI/ EWI systems ("Internal Wall Insulation" / "External Wall Insulation") show intermediate DF values, whereas poorly insulated or low-thermal-mass configurations (NI / "Not Insulated", WF / "Wooden Frame") are more sensitive to outdoor variations and therefore display higher DF values. Therefore, the DF indicator proposes an accurate evaluation of the building capacity to withstand heat during the day through thermal inertia.

The influence of weather is present but remains secondary compared with the effect of envelope typology: the Versoud TMY generally yields the lowest DF values, while Carpentras 2003 and Grenoble 2022 lead to slightly higher values, without changing the ranking of typologies. Nevertheless, the Lyon extreme weather brings a positive gap on both the value and variance of the DFs, probably due to the more sudden fluctuations in outdoor temperatures, which result in greater and more variable indoor temperature variations.

In addition, complementary analyses (not shown in this paper) indicate that adding solar shading reduces DF for all typologies, with a pronounced effect for low-inertia envelopes and a more moderate effect for insulated massive systems. Overall, the combination of thermal mass and insulation largely sets the DF magnitude, while solar shading provides an additional improvement in this building configuration (where solar protections are only present on the south-facing wall). Consequently, DF is a simple, partial indicator of thermal response, reflecting the building's ability to stabilize indoor temperature.

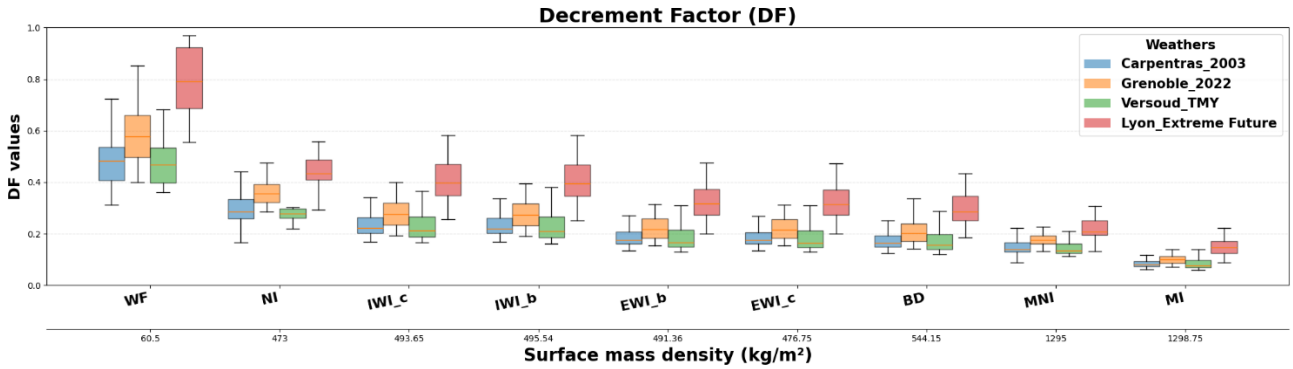


Figure 4 : Decrement factor (DF) distributions for different building typologies and weather conditions during unoccupied days (with solar protections open)

4.2. NIGHT FREE COOLING RATIO (NFCR)

After assessing thermal inertia through the decrement factor (DF) and examining its influence on the typology ranking, we now focus on NFCR. The latter is evaluated from 6 pm to 9 am, from Monday to Friday, to reflect a realistic window-opening schedule for office buildings. According to Figure 5, the WF configuration exhibits the highest ratio. This result is explained by its low thermal inertia, which leads to closer tracking of his indoor temperature with outdoor temperature. By contrast, the NI shows no exploitable events under the Grenoble 2022 weather file because, given the NFCR calculation conditions, the indoor temperature does not cross the outdoor temperature.

The MI yields lower values, as the combination of thermal mass and insulation slows down night-time cooling. The IWI/ EWI systems, as well as BD, display intermediate performance, reflecting a trade-off between inertia and heat transfer through the envelope. Despite climatic differences, the typology ranking remains broadly stable.

Weather conditions mainly affect the dispersion of NFCR values (huge in Lyon Extreme Future, high in Carpentras 2003, lower in Le Versoud TMY, intermediate in Grenoble 2022) and the number of exploitable nights depending on the typology. Thus, NFCR is most effective for lightweight envelopes, moderately effective for IWI/IWE systems, and least effective for massive structures, and this hierarchy holds across climates.

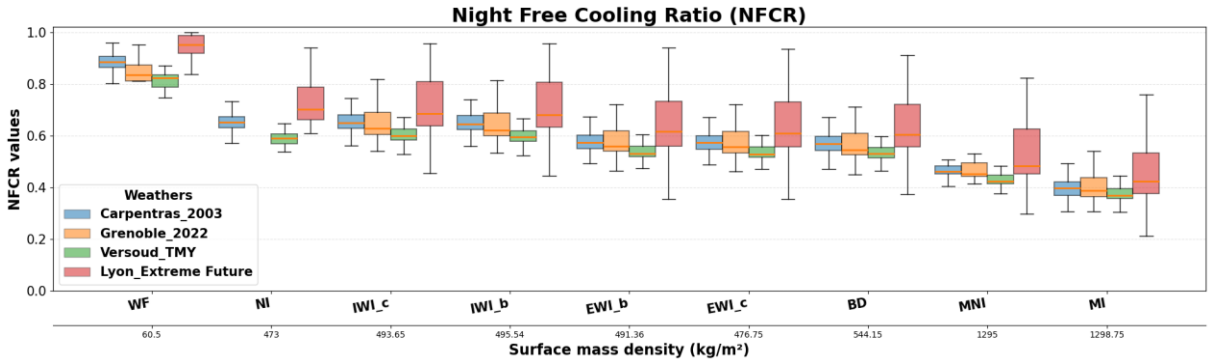


Figure 5: Night Free Cooling Ratio (NFCR) distributions for different building typologies and weather conditions during weekday nights

4.3. DISCUSSION

It should be noted that the lower the building's inertia, the higher the NFCR level: this indicator represents the ability of the indoor environment to be cooled at night. It does not consider the calories that can be evacuated by the envelope by night to limit the temperature increase (or air conditioning consumption) during the day. Other indicators could place greater value on this other type of performance (Jay 2024). The NFCR is thus not necessarily the most relevant indicator in an office building (unoccupied at night) but could be more useful in residential buildings where nighttime thermal comfort is a crucial issue.

With regards to the results for the decrement factor (DF), it should be noted that although this factor reflects the ability to stabilize the indoor temperature through inertia and solar protection, it does not guarantee a good thermal comfort. For example, higher indoor temperatures are observed for the MNI typology (not shown in this paper) than the BD typology, even though the decrement factor is lower.

These partial performance indicators highlight certain strengths and weaknesses of the building using simple measurement methods but are not sufficient on their own to guarantee the building's performance in the face of heat waves. For instance, the Table 2 shows the degree-hours of discomfort for the different building envelopes, based on the most optimistic usage scenario (natural ventilation every night and use of sun protection every day) and the Grenoble 2022 weather data. It can be seen that uninsulated building typologies, although they effectively buffer temperature fluctuations and cool the building well at night, significantly compromise thermal comfort compared to the others. The timber-frame building type, despite its low thermal mass, remains preferable to the uninsulated massive building under such weather and usage conditions.

Typology	Degree-hours [°C.h]
0 : Base building (BD)	10517
1 : IWI conventional (IWI_c)	15583
2: EWI conventional (EWI_c)	11778
3: IWI bio-based (IWI_b)	15367
4: EWI bio-based (EWI_b)	11833
5: massive insulated (MI)	4722
6: massive not insulated (MNI)	80356
7: not insulated (NI)	101846
8: wooden frame (WF)	35520

Table 2 : Obtained degree-hours of discomfort (reference 26°C) for different building envelopes, assuming the most optimistic usage scenario and the Grenoble 2022 weather

On the other hand, one of the advantages of these two indicators is that their values can be simulated (as shown here) and measured using a relatively simple protocol as temperature can be measured by low-cost sensors. It will therefore be useful to compare these results with those obtained from temperature measurements in the actual building in order to observe any global or local differences. This approach could also be applied to other types of buildings.

If calculated based on measurements, these two indicators require a protocol that can be difficult in practice for occupants. DF requires the absence of occupants and no variations in internal gains, which may be feasible during weekends in offices or holidays in residential buildings, but it is necessary to adapt to the occupants. In collective housing, neighbors who are still present can have a significant impact, which has not yet been studied. NFCR requires a natural ventilation strategy to be implemented, but it is not always possible to leave windows open at night for multiple reasons (weather, security, noise, mosquitoes, etc.).

Interestingly, the two indicators lead to absolute opposite results: While a heavy insulated building envelope is beneficial for daily thermal comfort, it yields opposite for nighttime thermal comfort. Hence, the two indicators are complementary and provide insights depending on the building requirements.

5. CONCLUSION AND PERSPECTIVES

This study tested two performance indicators based on building thermal simulation results carried out for a French office building in Grenoble. These indicators are easy to measure (and calculate) and may prove relevant for assessing the intrinsic performance of the building envelope in terms of passive cooling: on the aspects of coupling between solar protection and inertia (DF), and on the aspects of natural ventilation and inertia with the aim of cooling the temperature at night (NFCR).

One of the outcomes of this study could be to propose performance scales for these physical phenomena and to test them more widely on a greater variety of buildings and uses (ideally with both simulations and measurement campaigns during the summer period) to better assess their relevance and limitations for diagnosing and guaranteeing the performance of our buildings in the face of global warming.

6. ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported by the National Research French Agency (ANR) [Project ID: CE22 - Edition 2022 – Axis 18] and the Scientific and Technical Center for Building (CSTB) through the COOLDOWN project. We also

want to thank Anil Tan, student at Grenoble INP – Ense3, for his help in initiating this work on initial housing typologies, encouraging us to continue with the completion of this present work.

7. REFERENCES

Attia, Shady, Caroline Benzidane, Ramin Rahif, et al. 2023. « Overheating calculation methods, criteria, and indicators in European regulation for residential buildings ». *Energy and Buildings* 292 (août): 113170. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113170.

Caciolo, Marcello. 2010. « Analyse expérimentale et simulation de la ventilation naturelle mono-façade pour le rafraîchissement des immeubles de bureaux ». Ecole nationale supérieure des mines de Paris.

Campagna, Kevin, Arnaud Jay, Anaïs Pacquaut, et Sarah Juricic. 2024. « Co-Cooling, Simulation-Based Exploration of a New Method to Measure the Heat Transfer Coefficient of a Building Envelope in Hot Climate and Summer Period ». *Journal of Building Performance Simulation*, avril 10, 1-20. https://doi.org/10.1080/19401493.2024.2338767.

Dols, W. Stuart, Liangzhu (Leon) Wang, Steven J. Emmerich, et Brian J. Polidoro. 2015. « Development and application of an updated whole-building coupled thermal, airflow and contaminant transport simulation program (TRNSYS/CONTAM) ». *Journal of Building Performance Simulation* 8 (5): 326-37. https://doi.org/10.1080/19401493.2014.938699.

Duarte, Rogério, Maria Glória Gomes, et António Moret Rodrigues. 2018. « Estimating Ventilation Rates in a Window-Aired Room Using Kalman Filtering and Considering Uncertain Measurements of Occupancy and CO2 Concentration ». *Building and Environment* 143 (octobre): 691-700. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.07.016.

Faye, Mactar, Berangere Lartigue, et Vincent Sambou. 2015. « A New Procedure for the Experimental Measurement of the Effective Heat Capacity of Wall Elements ». *Energy and Buildings* 103 (septembre): 62-69. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.05.054.

Gouvernement français (Portail des réglementations énergétiques et environnementales des bâtiments). 2025. « RE2020 ». décembre 18. https://rt-re-batiment.developpement-durable.gouv.fr/re2020-r320.html.

Harputlugil, Timuçin, et Pieter de Wilde. 2021. « The interaction between humans and buildings for energy efficiency: A critical review ». *Energy Research & Social Science* 71 (janvier): 101828. https://doi.org/10.1016/j.erss.2020.101828.

Hostein, Mathilde, Marjorie Musy, Bassam Moujalled, et Mohamed El Mankibi. 2024. « Generating Meteorological Files of Future Climates with Heatwaves in Urban Context to Evaluate Building Overheating: An Energy-Efficient Dwelling Case Study ». *Building and Environment* 263 (septembre): 111874. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111874.

Hu, Hong, Hideki Kikumoto, Ryozo Ooka, Chao Lin, et Bingchao Zhang. 2022. « Comprehensive Validation of Experimental and Numerical Natural Ventilation Predictions Based on Field Measurement with Experimental House ». *Building and Environment* 207 (janvier): 108433. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108433.

Jay, Arnaud. 2024. « De la construction bioclimatique à la garantie de performance: Retours d'expériences et simulations numériques en conditions estivales ». Université Savoie Mont Blanc.

Lo, L. James, et Atila Novoselac. 2012. « Cross Ventilation with Small Openings: Measurements in a Multi-Zone Test Building ». *Building and Environment* 57 (novembre): 377-86. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.06.009.

Machard, A., C. Inard, J. M. Alessandrini, et al. 2023. « Climate Change Influence on Buildings Dynamic Thermal Behavior during Summer Overheating Periods: An in-Depth Sensitivity Analysis ». *Energy and Buildings* 284 (avril): 112758. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112758.

Marinoski, D. L., A. P. Melo, F. S. Weber, S. Güths, et R. Lamberts. 2018. « Measurement of Solar Factor of Glazing and Shading Devices Using a Solar Calorimeter ». *Building and Environment* 144 (octobre): 72-85. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.08.007.

Mohammad Arif Kamal. 2011. « The Study of Thermal Mass as a Passive Design Technique for Building Comfort and Energy Efficiency ». *Journal of Civil Engineering and Architecture* 5 (1). https://doi.org/10.17265/1934-7359/2011.01.009.

Schreck, Cédric, Simon Rouchier, Aurélie Foucquier, François Machefert, et Etienne Wurtz. 2024. « In Situ Air Change Rate Estimation from Metabolic CO2 Measurement. Summer Experimental Campaign in a Single-Family Test House ». *Building and Environment* 259 (juillet): 111646. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111646.

Comparaison d'indicateurs de confort thermique estival et de stress thermique par simulations sur le parc de bâtiment résidentiel français.

Adrien Toesca[1], Yannis Merlet[1*], Mathilde Hostein[1], Anaïs Machard[1]

[1] **Centre Scientifique et Technique du Bâtiment**
24 rue Joseph Fourier, 38400 Saint-Martin-d'Hères, France
*yannis.merlet@cstb.fr

RESUME. L'indicateur de surchauffe des bâtiments (ISB) développé pour la Base de Donnée Nationale des Bâtiments (BDNB) utilise l'indicateur DH de la RE2020, basé sur la norme EN16798-1, pour caractériser l'inconfort thermique. D'autres indicateurs de surchauffe, de confort thermique et de stress thermique existent dans la littérature tels que la SET ou le WBGT, ou encore le nombre de nuits chaudes.

Cet article vise à montrer la corrélation entre différents indicateurs par une approche basée sur les simulations thermiques dynamiques massives et la comparaison des résultats. Le but de ces travaux est d'aider à orienter les modélisateurs et la communauté de recherche de simulation énergétique du bâtiment sur le choix d'un indicateur pertinent dans le cadre des travaux sur le confort d'été et la surchauffe du bâtiment en période de vagues de chaleur.

MOTS-CLÉS : confort d'été, simulation thermique dynamique, stress thermique, adaptation au changement climatique.

ABSTRACT. The overheating index for French Buildings (ISB) what calculated nation wide for the French National Building Database. It calculates a overheating potential for each building based on the DH indicator used in the French thermal regulation RE2020. Other overheating, comfort and thermal stress indicators does exist in the literature.

This paper aims to show correlations and link between multiple indicators thanks to massive dynamic thermal simulations. This work aims to provide some guidance to select one or multiple indicators to simulate in order to characterize the comfort, overheating or thermal stress during heatwaves

KEYWORDS : summer thermal comfort, dynamic thermal simulation, thermal stress, climate change adaptation

1. INTRODUCTION

A partir des résultats des Simulations Energétiques Dynamiques (SED) de bâtiment, de nombreux indicateurs visent à estimer le confort estival ressenti par l'occupant, ou le niveau de stress thermique lié aux conditions d'environnement intérieur. Les modèles et indicateurs peuvent être classés selon leur domaine d'application, leur complexité et niveau de détail, et leur facilité d'utilisation.

Parmi les modèles de confort les plus répandus dans la littérature pour les bâtiments non climatisés, on peut citer l'approche du confort adaptatif (Brager et de Dear 2021). Le principe du confort adaptatif est de prendre en compte les capacités d'adaptation progressive de l'occupant à la température de son environnement. Ces modèles de confort brillent par leur simplicité d'usage, car ils sont basés sur une régression linéaire liant les limites confortables de température opérative intérieure aux moyennes glissantes des températures extérieures des jours précédents. Les limites de confort adaptatif sont déclinées dans plusieurs normes telles que ASHRAE 55 (2020) ou EN 16798-1 (2019) de laquelle sont

adaptés les seuils (bornés à 26 et 28°C) de l'indicateur DH de la réglementation énergétique des bâtiments RE2020 (2021).

Cependant, la prise en compte uniquement du lien entre la température de confort intérieure et la température extérieure ne permet pas de décrire toutes les grandeurs physiques qui influent sur le confort. Deux grandeurs physiques supplémentaires (humidité et vitesse d'air) permettent de compléter la description de l'environnement thermique affectant le stress thermique (Tavakoli et al. 2022). Ces grandeurs sont notamment prises en compte dans le calcul de la Standard Effective Temperature (SET) à l'aide d'un modèle de corps humain à deux nœuds, tenant également compte des caractéristiques de vêture et de métabolisme (Gagge et al. 1986).

D'autres modèles ont voulu se rapprocher de l'individu pour caractériser son stress thermique. Parmi ceux là, on peut citer la Wet Bulb Globe Temperature (WBGT), issue de recherches militaires, qui intègre le rayonnement solaire et l'humidité à l'équation en plus de la température (Budd 2008). Ce modèle a été largement adopté, y compris dans le cadre réglementaire (code du travail) (ISO 7243 2017). Cependant, il ne prend pas en compte la vitesse d'air, et les seuils ont été calibrés sur une population avec une activité élevée (environnements de travail à fort activité). Ainsi, les seuils proposés sont conservatifs pour le secteur résidentiel.

Les indicateurs permettant d'agréger le confort ou le stress thermique sur une période (par exemple cumul sur un été ou une période de l'été) peuvent alors être calculés (Li et al. 2020). La majorité utilise la température d'air, mais elle peut être remplacée par ces modèles analytiques (SET ou WBGT) pour mieux prendre en compte le ressenti des occupants. Il existe plusieurs types d'indicateurs d'évaluation cumulée sur une période donnée. (Carlucci et Pagliano 2012) les classe en 4 catégories, basés sur :

- les moyennes (ou les maximum) : ils ont l'avantage d'être simples et ne sont pas basés sur un seuil d'inconfort fixe qui introduit une discontinuité artificielle
- le pourcentage de temps (ou le nombre d'heures) : ils informent sur l'occurrence des surchauffes
- l'accumulation : ils permettent d'évaluer la sévérite des surchauffes (comme les degrés-heures)
- le risque (comme le nombre maximal d'heures ou de nuits chaudes consécutives).

La multiplicité des indicateurs et des seuils associés peut rendre compliqué le choix du ou des indicateurs à calculer à partir des résultats des SED. La review de Dear et al. (2020) note que le choix d'un indicateur et sa paramétrisation reste un problème ouvert dans la littérature. Cet article vise à donc à comparer les indicateurs les plus utilisés en France actuellement avec une série d'autres indicateurs cumulés, ainsi que les seuils associés à chacun. Ces travaux viseront également à se focaliser sur le lien entre les différents indicateurs suivant les climats et typologies de bâtiments résidentiels.

Pour cela, l'article décrit d'abord la méthodologie de réalisation des SED et de calcul des indicateurs choisis (avec leurs seuils respectifs). Les résultats de simulation sont par la suite analysés pour étudier la corrélation des indicateurs entre eux et pour classer les indicateurs en familles d'indicateurs cohérentes. Enfin, la conclusion propose des axes de travail supplémentaires possibles pour aider à choisir l'indicateur le plus approprié en fonction de l'objectif recherché.

2. METHODES

Afin de comparer les résultats de simulations, la méthodologie doit être réplicable dans le paramétrage des modèles et dans le choix des scénarios.

Les paramètres thermiques des modèles de SED sont issus de la BDNB, qui agrège les données de géométrie des bâtiments de l'IGN et des fichiers fonciers, et les propriétés thermiques venant des DPE. Tous les bâtiments résidentiels sélectionnés pour ces simulations ont au minimum un DPE récent (moins de 4 ans) bien renseigné. La granularité des données étant différentes entre les modèles de données DPE et ceux de l'outil de SED Cometh, des imputations statistiques sont utilisées pour compléter le modèle (Schetelat et Breitwiller 2026). La méthodologie de simulation est décrite dans (Merlet et al. 2026).

Les scénarios d'occupation et de gestion des ouvrants sont ceux issus de la RE2020 (2021) : les personnes sont absentes avec des heures de travail « classique » et la gestion des ouvrants fait l'hypothèse d'une bonne ventilation naturelle nocturne, avec les fenêtres fermées la journée lorsque la température extérieure dépasse la température intérieure de plus de 3°C.

La granulométrie des données DPE est à l'échelle du logement. N'ayant pas connaissance du partitionnement interne des logements, un logement est modélisé par une seule zone thermique. Les simulations sont au pas de temps horaire sur une période annuelle. Les simulations utilisent le moteur de la RE2020 (2021) ainsi que toutes les hypothèses de calcul. Dans ce contexte la France a été découpé en 8 zones climatique. Pour chaque zone climatique, le fichier météorologique correspond à une année type selon la norme ISO 15927-4 (2005) auquel est ajouté la vague de chaleur extrême de 2003. Ce sont les fichiers météorologiques de la RE2020 (fichier Th-D).

Au total, environ 600 000 STD ont été réalisées, dans 10 départements différents, sélectionnés car ils permettent de représenter des zones climatiques distinctes (Tableau 1).

Tableau 1 : nombre de simulations par département

Département	44	31	38	29	75	30	59	26	68	5
Nb de simulations totales	84 646	68 610	61 777	59 251	52 326	48 573	157 690	29 604	26 692	7 478
Zone climatique	H2b	H2c	H1c	H2a	H1a	H3	H1a	H2d	H1b	H1c

Pour chacune des simulations, plusieurs indicateurs sont calculés appartenant aux quatre catégories décrites dans l'introduction. Ces indicateurs sont au nombre de 10, avec des paramétrages différents pour chacun ce qui aboutit à 17 valeurs différentes par simulation :

- Nombre de nuits (périodes entre 22h et 7h du matin inclues) dont la température moyenne est au-dessus de {24 ; 26} °C
- Nombre de nuits consécutives dont la température moyenne est au-dessus de {24 ; 26} °C
- Nombre de nuits consécutives dont la température minimum est au-dessus de {24 ; 26} °C
- Nombre de jours consécutifs dont la température maximum est au-dessus de {28 ; 30 ; 32} °C
- L'indicateur DH de la RE2020
- L'indicateur DH calculé avec la SET en lieu et place de la température opérative avec une SET opérative de confort calculée de la même manière que la température opérative de confort
- Nombre d'heures où le WBGT est au-dessus de {30 ; 31 ; 32} °C
- La température opérative maximum atteinte lors de la simulation

- Le WBGT maximum atteint lors de la simulation
- La SET maximum atteinte lors de la simulation.

Les valeurs de température nocturne ont été sélectionnées sur la base du seuil OMS pour le seuil bas et sur la base du seuil RE2020 pour le seuil haut. Les valeurs de température diurne ont été choisies conformément au seuil RE2020 pour le seuil bas (28°C). Les seuils sélectionnés pour le WGBT correspondent aux seuils de « severe warning » et de « danger » étudiés à Taiwan (Lin et al. 2025) à défaut d'avoir des valeurs plus précises dans un climat moins humide.

La modélisation fiable de la vitesse d'air n'étant pas accessible via le moteur de calcul, il a été fait le choix de négliger l'impact de ce paramètre dans le calcul de la SET et donc de le fixer à v=0.1m/s. La température résultante permet donc simplement de considérer l'impact de l'humidité dans le contexte de ce travail. Les hypothèses choisies sont donc une vêture (clo) de 0,7, un wme nul et un metabolic rate (met) égal à 1.

Le lien entre les différents indicateurs ainsi calculés a été évalué par le calcul de la corrélation entre chaque variable.

3. RESULTATS

3.1. ANALYSE DES RESULTATS POUR TOUS LES LOGEMENTS

Une matrice de corrélation entre tous les indicateurs sur toutes les simulations permet de voir les grandes orientations de corrélations entre eux dans le Tableau 2. Les résultats sont regroupés en une seule matrice pour ne pas rallonger l'article.

On peut classer les indicateurs en trois groupes :

- Les indicateurs agrégant les données temporelles ;
- Les indicateurs liés au stress thermique (WBGT) ;
- Les indicateurs se référant aux valeurs maximums atteintes lors de la simulation.

L'usage de différentes valeurs de température seuil dans le calcul d'un même indicateur ne change pas drastiquement la signification de celui-ci : les mêmes indicateurs calculés avec une température seuil différente sont très corrélés entre eux (R^2 minimum de 0,88 entre les nuits chaudes consécutives calculées avec 24°C et 26°C). Un écart de 4°C sur la température seuil de calcul de l'indicateur de jours chauds consécutifs (de 28 à 32°C) diminue la corrélation à 0,78, ce qui peut montrer un léger effet de seuil sur les valeurs limites de température de confort utilisées dans la littérature.

D'une manière générale, les indicateurs cumulatifs (nombre de nuits/jours successifs ou non et DH) sont plutôt corrélés entre eux, comme le montre la « région nord-ouest » du Tableau 2. Ces résultats montrent qu'utiliser plusieurs indicateurs de cette même famille n'apportera que peu d'information supplémentaire. Cela s'applique aussi aux DH, qui sont calculés au pas de temps horaire, contrairement aux premiers indicateurs qui sont calculés par période journalière.

Les conclusions sont identiques pour les indicateurs basés sur les valeurs maximales. Ils sont fortement corrélés entre eux mais pas avec les autres familles d'indicateurs. Il est donc intéressant de les utiliser en complément pour amener d'autres informations. De plus, ils ne sont pas basés sur un seuil. Ils ne représentant toutefois qu'un seul instant (le pire) sur toute la simulation.

Tableau 2 : Matrice de corrélation des indicateurs calculés sur les 600 000 simulations

	nights_over_mean_24	nights_over_mean_26	nights_streak_over_mean_24	nights_streak_over_mean_26	nights_streak_over_min_24	nights_streak_over_min_26	days_streak_over_max_28	days_streak_over_max_30	days_streak_over_max_32	dh	set_dh	wbgt_n_hours_over_30	wbgt_n_hours_over_31	wbgt_n_hours_over_32	t_op_max	wbgt_max	set_max
nights_over_mean_24	1.00	0.94	0.79	0.69	0.74	0.68	0.66	0.61	0.55	0.66	0.86	0.35	0.27	0.20	0.19	0.25	0.17
nights_over_mean_26	0.94	1.00	0.88	0.81	0.85	0.79	0.67	0.65	0.61	0.72	0.93	0.44	0.35	0.27	0.22	0.26	0.18
nights_streak_over_mean_24	0.79	0.88	1.00	0.88	0.96	0.84	0.71	0.66	0.61	0.77	0.84	0.50	0.43	0.34	0.18	0.22	0.12
nights_streak_over_mean_26	0.69	0.81	0.88	1.00	0.92	0.96	0.70	0.67	0.62	0.76	0.80	0.54	0.48	0.39	0.18	0.20	0.12
nights_streak_over_min_24	0.74	0.85	0.96	0.92	1.00	0.88	0.66	0.62	0.58	0.74	0.81	0.51	0.44	0.35	0.15	0.19	0.10
nights_streak_over_min_26	0.68	0.79	0.84	0.96	0.88	1.00	0.69	0.66	0.61	0.74	0.78	0.55	0.49	0.40	0.18	0.21	0.11
days_streak_over_max_28	0.66	0.67	0.71	0.70	0.66	0.69	1.00	0.88	0.79	0.85	0.76	0.45	0.39	0.31	0.34	0.39	0.27
days_streak_over_max_30	0.61	0.65	0.66	0.67	0.62	0.66	0.88	1.00	0.89	0.85	0.75	0.50	0.44	0.36	0.43	0.44	0.35
days_streak_over_max_32	0.55	0.61	0.61	0.62	0.58	0.61	0.79	0.89	1.00	0.80	0.72	0.53	0.46	0.37	0.54	0.51	0.44
dh	0.66	0.72	0.77	0.76	0.74	0.74	0.85	0.85	0.80	1.00	0.81	0.53	0.45	0.37	0.51	0.53	0.42
set_dh	0.86	0.93	0.84	0.80	0.81	0.78	0.76	0.75	0.72	0.81	1.00	0.40	0.33	0.25	0.39	0.43	0.35
wbgt_n_hours_over_30	0.35	0.44	0.50	0.54	0.51	0.55	0.45	0.50	0.53	0.53	0.40	1.00	0.97	0.86	0.27	0.26	0.14
wbgt_n_hours_over_31	0.27	0.35	0.43	0.48	0.44	0.49	0.39	0.44	0.46	0.45	0.33	0.97	1.00	0.96	0.21	0.21	0.10
wbgt_n_hours_over_32	0.20	0.27	0.34	0.39	0.35	0.40	0.31	0.36	0.37	0.37	0.25	0.86	0.96	1.00	0.15	0.15	0.07
t_op_max	0.19	0.22	0.18	0.18	0.15	0.18	0.34	0.43	0.54	0.51	0.39	0.27	0.21	0.15	1.00	0.88	0.85
wbgt_max	0.25	0.26	0.22	0.20	0.19	0.21	0.39	0.44	0.51	0.53	0.43	0.26	0.21	0.15	0.88	1.00	0.92
set_max	0.17	0.18	0.12	0.12	0.10	0.11	0.27	0.35	0.44	0.42	0.35	0.14	0.10	0.07	0.85	0.92	1.00

3.2. ANALYSE DES RESULTATS PAR CLIMAT

Un second niveau d'analyse permet de descendre à l'échelle de chaque département pour prendre en compte le climat local comme illustré par le Tableau 3 (séparé en 2 demi tableaux). Les climats plutôt chauds des départements du Gard (30), de la Drôme (26) et dans une moindre mesure de la Haute Garonne (31) ont des corrélations différentes par rapport à l'analyse tous climats confondus proposée au 3.1. En effet, les valeurs maximum atteintes lors de la simulation sont plutôt corrélées avec les valeurs de jours chauds consécutifs où la température dépasse respectivement 28, 30 et 32°C (R^2 entre 0,58 et 0,86, le plus souvent entre 0,7 et 0,86). Au contraire, les jours chauds sont peu corrélés avec les nuits chaudes (R^2 entre 0,12 et 0,34). Cela est dû à l'amplitude jour/nuit du climat local : dans un climat rural d'une région chaude, l'amplitude jour/nuit est forte, et les température moyennes maximum sont hautes.

Ainsi, les températures maximum atteintes le jour impactent fortement la surchauffe diurne, mais les températures nocturnes restent faibles et n'entraine que peu de surchauffe étant donné les seuils choisis pour le calcul des indicateurs. Dans une région moins chaude, les températures diurnes maximum atteintes sont moins hautes en moyenne. Ainsi, que ce soit pendant un épisode de canicule ou hors de

ces épisodes, les températures restent acceptables, et les surchauffes diurne et nocturne sont davantage corrélées.

Tableau 3 : matrice de corrélation entre les indicateurs calculés. La moitié inférieure de la matrice concerne les départements 59, 29 et 44, la moitié supérieure de la matrice les départements 30 et 26

	nights_over_mean_24	nights_over_mean_26	nights_streak_over_mean_24	nights_streak_over_mean_26	nights_streak_over_min_24	nights_streak_over_min_26	days_streak_over_max_28	days_streak_over_max_30	days_streak_over_max_32	dh	set_dh
nights_over_mean_24		0.94	0.83	0.80	0.79	0.75	0.26	0.17	0.13	0.51	0.72
nights_over_mean_26	0.94		0.88	0.85	0.87	0.84	0.31	0.23	0.18	0.59	0.78
nights_streak_over_mean_24	0.78	0.87		0.90	0.93	0.87	0.30	0.19	0.14	0.53	0.66
nights_streak_over_mean_26	0.72	0.82	0.88		0.92	0.91	0.34	0.23	0.18	0.58	0.67
nights_streak_over_min_24	0.75	0.84	0.95	0.92		0.91	0.29	0.16	0.12	0.51	0.63
nights_streak_over_min_26	0.75	0.82	0.83	0.92	0.87		0.29	0.21	0.18	0.57	0.65
days_streak_over_max_28	0.70	0.78	0.80	0.82	0.75	0.79		0.75	0.77	0.77	0.66
days_streak_over_max_30	0.66	0.76	0.76	0.79	0.70	0.73	0.91		0.83	0.79	0.67
days_streak_over_max_32	0.59	0.69	0.69	0.70	0.62	0.62	0.83	0.93		0.79	0.65
dh	0.59	0.66	0.76	0.70	0.69	0.66	0.85	0.81	0.75		0.90
set_dh	0.86	0.93	0.83	0.81	0.79	0.80	0.85	0.83	0.75	0.75	

3.3. LE CAS PARTICULIER DE L'INDICATEUR DE STRESS THERMIQUE WBGT

L'indicateur WBGT est un indicateur de stress thermique qui prend donc en compte l'humidité. Les seuls autres indicateurs étudiés dans cet article prenant en compte l'humidité sont ceux calculés à partir de la SET : le SET DH, et la SET max atteinte pendant la simulation.

On remarque que la SET max atteinte pendant la simulation est fortement corrélée avec le WBGT max atteint pendant la simulation (R^2 de 0,92 sur l'ensemble des simulations), ainsi que la température opérative maximale. Cela s'explique par les hypothèses de calcul commune à ce point : les températures opératives et humidité relatives utilisées pour les calculs sont les mêmes pour la plupart des simulations, le pas de temps engendrant les valeurs maximums étant souvent le même.

Les indicateurs cumulatifs calculés avec le WBGT (heures cumulées au-dessus d'un certain WBGT) sont faiblement corrélés avec les autres indicateurs cumulatifs (DH ou SET DH). Cette faible corrélation peut s'expliquer par le fait que les seuils de température à partir desquels le WBGT est cumulé sont bien plus élevés que les seuils de cumul pour la SET, ce qui est cohérent avec la visée de cet indicateur, davantage orienté vers le risque sanitaire que le confort.

4. DISCUSSION ET CONCLUSION

Plusieurs conclusions peuvent ainsi être tirées de cette comparaison de plusieurs indicateurs permettant d'agréger le confort ou le stress thermique sur une période calculé. L'analyse est basée sur les résultats d'un grand nombre de simulations sur le parc de bâtiments résidentiels français.

Tout d'abord, modifier les seuils de confort d'un même modèle ne change pas la signification statistique : les résultats d'un même indicateur d'évaluation cumulée décliné sur deux seuils seront très corrélés. Le choix des seuils n'est donc pas critique pour la comparaison de plusieurs bâtiments entre eux (tant que les seuils sont identiques), mais il sera important de réfléchir aux valeurs cibles des indicateurs cumulés adaptés aux seuils choisis si l'objectif est de valider des choix de conception.

Les analyses montrent ensuite que parmi les indicateurs calculés sur l'ensemble des simulations, 3 grandes familles se détachent. Ainsi, il paraît pertinent d'utiliser un ensemble de plusieurs indicateurs, pour apporter informations différentes sur l'occurrence (nombre de jours/nuits), l'intensité (maximum) et la sévérité (DH) des surchauffes, à l'image des indicateurs permettant de caractériser les canicules (Ouzeau et al. 2016).

L'analyse par zone climatique montre que le nombre de nuits et jours chauds (consécutifs ou non) ne sont pas forcément corrélés entre eux suivant les climats. Le choix d'un indicateur doit donc être fait en fonction des objectifs de modélisation en prenant en compte par exemple l'occupation, tel que le temps et les périodes (jour/nuit) de présence réelle des occupants.

Si les simulations ont pour but de caractériser la vulnérabilité à la surchauffe des occupants dans le bâtiment, l'utilisation d'un modèle de confort peut être complétée par un indicateur de stress thermique comme le WBGT. Ces modèles étant peu corrélés entre eux, l'information qu'ils amènent est complémentaire.

Dans le choix des indicateurs de cumul basés sur les limites de confort adaptatif, le DH et le SET DH sont relativement comparables. Les hypothèses de calcul fixées pour la SET sont une limite importante à ce travail : le métabolisme et l'habillement pourrait évoluer en fonction des instants de la journée. De même, la vitesse d'air pourrait être liée à l'utilisation de brasseurs d'heure ou aux volumes de ventilation naturelle, même si la fiabilité de ceux-ci reste limitée en absence de modèles aérauliques détaillés. De plus, les départements explorés n'incluent pas de zone climatique chaude et humide telle que les DROM, ce qui limite l'analyse du SET DH. Avec un climat chaud et humide, le SET DH pourrait apporter des informations complémentaires sur l'humidité et être donc moins corrélé au DH.

D'autres limites peuvent être discutées dans ce travail sur le choix des hypothèses de simulation. Le choix des données d'entrées climatique a une influence sur les indicateurs calculés et leur lien entre eux. Des climats locaux permettraient de mieux prendre en compte l'environnement extérieur au bâtiment et d'apporter plus de diversité. Enfin, le choix d'un scénario d'occupation conventionnel RE2020 qui est plutôt vertueux vis-à-vis du confort thermique intérieur est une hypothèse forte, étant donné que l'occupant a un grand impact sur l'environnement intérieur du bâtiment (Campagna et al. 2026).

5. BIBLIOGRAPHIE

Annexe III - Arrêté du 4 août 2021 relatif aux exigences de performance énergétique et environnementale des constructions de bâtiments en France métropolitaine et portant approbation de la méthode de calcul prévue à l'article R. 172-6 du code de la construction et de

l'habitation - Légifrance (2021). https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000043936431.

ASHRAE. 2020. *ANSI/ASHRAE Standard 55-2020 : Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy*.

Brager, G. S., et R. de Dear. 2021. « Climate, Comfort, & Natural Ventilation: A New Adaptive Comfort Standard for ASHRAE Standard 55 ». *Proceedings: Moving Thermal Comfort Standards into the 21st Century*.

Budd, G. 2008. « Wet-bulb globe temperature (WBGT)-its history and limitations.pdf ». *Journal of Science and Medecine in Sport* 11: 20-32.

Campagna, Kevin, Anaïs Machard, Aurélie Foucquier, Dorothée Charlier, et Monika Woloszyn. 2026. « Windows, fans, and solar shadings during summer and heatwave: Occupant behavior and potential for improvement in heat-mitigation practices ». *Building and Environment* 290 (février): 114168. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2025.114168.

Carlucci, Salvatore, et Lorenzo Pagliano. 2012. « A Review of Indices for the Long-Term Evaluation of the General Thermal Comfort Conditions in Buildings ». *Energy and Buildings* 53 (octobre): 194-205. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.06.015.

Dear, R. de, J. Xiong, J. Kim, et B. Cao. 2020. « A review of adaptive thermal comfort research since 1998 ». *Energy and Buildings* 214 (mai): 109893. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109893.

EN 16798-1:2019. 2019. *Performance énergétique des bâtiments - Ventilation des bâtiments*. ISSN 0335-3931. nº ISSN 0335-3931.

Gagge, A. Pharo, A. P. R. Fobelets, et Larry Berglund. 1986. « A standard predictive index of human response to the thermal environment ». *Ashrae Transactions* 92: 709-31.

ISO 7243. 2017. *Ergonomie des ambiances thermiques — Estimation de la contrainte thermique basée sur l'indice WBGT (température humide et de globe noir)*. https://www.iso.org/fr/standard/67188.html.

ISO 15927-4. 2005. *Performance hygrothermique des bâtiments — Calcul et présentation des données climatiques*. https://www.iso.org/fr/standard/41371.html.

Li, Peixian, Thomas Parkinson, Stefano Schiavon, et al. 2020. « Improved long-term thermal comfort indices for continuous monitoring ». *Energy and Buildings* 224 (octobre): 110270. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110270.

Lin, Yi-Chun, Chau-Ren Jung, Bing-Fang Hwang, et Chen-Peng Chen. 2025. « Investigating wet-bulb globe temperature on heat-related illness in general population for alerting heat exposure: A time-stratified case-crossover study ». *Urban Climate* 59 (février): 102322. https://doi.org/10.1016/j.uclim.2025.102322.

Merlet, Yannis, Adrien Toesca, Camille Bacon, Pascal Schetelat, Anaïs Machard, et Georgios Kyriakodis. 2026. « A Simulation-Based Overheating Indicator for 20 Million Buildings Nationwide ». In *Proceedings of the 15th REHVA HVAC World Congress - CLIMA 2025*, édité par Claudio Zilio, Filippo Busato, Livio Mazzarella, et Marco Noro. Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-06810-1_56.

Ouzeau, G., J. M. Soubeyroux, M. Schneider, R. Vautard, et S. Planton. 2016. « Heat Waves Analysis over France in Present and Future Climate: Application of a New Method on the EURO-CORDEX Ensemble ». *Climate Services* 4 (décembre): 1-12. https://doi.org/10.1016/j.cliser.2016.09.002.

Schetelat, Pascal, et Antoine Breitwiller. 2026. « Simulation du gisement de réeovation énergétique et carbone du parc résidentiel français avec la BDNB ». Art. de conf. presented sur Conférence IBPSA France.

Tavakoli, Elahe, Adam O'Donovan, Maria Kolokotroni, et Paul D. O'Sullivan. 2022. « Evaluating the Indoor Thermal Resilience of Ventilative Cooling in Non-Residential Low Energy Buildings: A Review ». *Building and Environment* 222 (août): 109376. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109376.

Improving Self-Consumption in Battery Storage Systems through Model Predictive Control: A Comprehensive Analysis of the Effects of Prediction Error

Nana Kofi Twum-Duah *[1, 2], Benoit Delinchant[1], Francois Debray[2] and Frédéric Wurtz[1]

[1] Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2ELab, 38000 Grenoble, France

[2] Laboratoire Nationale des Champs Magnétiques Intense (LNCMI), CNRS UPR 3228, EMFL, Université Toulouse III – Paul Sabatier, Université Fédérale Toulouse Midi-Pyrénées, Institute National des Sciences Appliquées, Université Grenoble Alpes, 38042 Grenoble CEDEX, France
***nana-kofi.twum-duah@lncmi.cnrs.fr**

RESUME. Cet article examine la sensibilité d'une stratégie de contrôle prédictif basé sur l'apprentissage automatique (ML-MPC) aux erreurs de prévision. Le contrôleur a été déployé sur la plateforme Predis-MHI afin de planifier de manière optimale une batterie lithium-ion dans le but de maximiser l'autoconsommation. Un cadre stochastique d'injection d'erreurs a été développé pour générer des prévisions avec une erreur absolue moyenne (MAE) contrôlée, permettant une évaluation systématique de la robustesse. Les résultats montrent une dégradation non linéaire des performances à mesure que la précision des prévisions se détériore, avec une sensibilité prononcée à la demande de recharge des véhicules électriques (qui a également été utilisée comme levier de flexibilité). Au-delà d'un seuil d'erreur critique, l'avantage prédictif du ML-MPC s'effondre et le fonctionnement converge vers l'autoconsommation naturelle du bâtiment. L'étude souligne que la fiabilité des prévisions conditionne fondamentalement l'efficacité du contrôle prédictif basé sur le ML. Ces résultats soulignent la nécessité de formuler des MPC robustes et tenant compte de l'incertitude dans les systèmes énergétiques des bâtiments axés sur la flexibilité.

MOTS-CLÉS : Contrôle prédictif basé sur l'apprentissage automatique ; incertitude des prévisions ; optimisation linéaire, flexibilité énergétique à l'échelle du bâtiment.

ABSTRACT. This paper investigates the sensitivity of a machine learning–based Model Predictive Control (ML-MPC) strategy to forecast errors. The controller was deployed on the Predis-MHI platform to optimally schedule a lithium-ion battery with the objective of maximizing self-consumption. A stochastic error-injection framework was developed to generate forecasts with controlled Mean Absolute Error (MAE), enabling a systematic robustness assessment. Results show a nonlinear degradation of performance as forecast accuracy deteriorates, with pronounced sensitivity to EV charging demand (which was also used as a flexibility lever). Beyond a critical error threshold, the predictive advantage of the ML-MPC collapses, and operation converges toward the natural self-consumption of the building. The study highlights that forecasting reliability fundamentally conditions the effectiveness of ML-driven predictive control. These findings emphasize the need for robust and uncertainty-aware MPC formulations in flexibility-oriented building energy systems.

KEYWORDS: Machine Learning–Based Model Predictive Control; Forecast Uncertainty; Mixed Integer Linear Programming, Building scale energy flexibility.

1. INTRODUCTION

Buildings, both residential and commercial, account for a significant share of global final energy consumption, an estimated 32% (emissions related to operations of buildings rose by 5.4% in contrast to the 28.1% reduction required to meet decarbonization objectives) (United Nations Environment

Programme et Global Alliance for Buildings and Construction 2025). This energy demand, constituting space heating/cooling, lighting, and appliance operation, results in buildings being a major contributor of Green House Gas (GHG) emissions. Thus, given growing urbanization and populations, without any targeted and significant interventions, the carbon footprint of buildings is expected to keep growing.

The transition towards a sustainable energy future is increasingly dependent on the integration of Renewable Energy Resources (RERs) (IRENA, s. d.). While the transition to RERs is central to climate change mitigation and energy security, the inherent variability associated with RERs (solar irradiation and wind) presents significant operational challenges for network operators (Alam et al. 2020; Delinchant et al. 2020). To address these technical challenges, the concept of self-consumption (Luthander et al. 2015) emerged as an effective strategy that also reduces the dependence on vertically integrated energy systems, empowers energy prosumers (Jacobs 2016), and effectively enables a decentralized, resilient energy grid (the grid of the future) (Bellini et al. 2024).

Self-consumption is, however, often characterized by a mismatch between the local (on-site) production and the demand (Luthander et al. 2016). To address this mismatch, there is a need for both technical (direct energy flexibility) and social (indirect energy flexibility) solutions (N. K. Twum-Duah et al. 2022). From the literature, technical solutions such as Battery Energy Storage Systems (BESSs) are often the favored solution (Wu et al. 2015; Semmelmann et al. 2024). BESSs are typically expensive (both financially and environmentally); thus, an optimal approach to their dimensioning and operation is essential and warranted for a decarbonized energy system.

Model Predictive Control (MPC) (Sergio Lucia et Felix Fiedler 2023) has been widely proposed in literature for the control of BESSs (Sen et Kumar 2024; Useche-Arteaga et al. 2024; Xu et al. 2025; Gonzalez et Bottarini 2019). Leveraging recent advancements in data-driven models coupled with increased computational power to tackle complex non-linear system dynamics, Machine-Learning-based MPCs (ML-MPCs) have emerged and have been demonstrated to be efficient and effective for the control of complex non-linear systems (Salzmann et al. 2023; Cai et al. 2021).

In this work, we present a one-factor-at-a-time sensitivity analysis of an ML-MPC for a building-scale BESS and investigate the sensitivity of its performance to prediction errors. Section 2 describes the experimental setup and the proposed ML-MPC, Section 3 presents the sensitivity analysis methodology, Section 4 reports the results, and Section 5 concludes the study.

2. THE EXPERIMENTAL SETUP: PREDIS-MHI (A LIVING LAB)

As stated in Section 1, the basis of this work is the implementation of an ML-MPC, which was deployed and tested in a real-world environment (N. K. B. Twum-Duah 2023), the Predis-MHI platform. The platform is a living lab, which is part of the Grenoble Electrical Engineering Lab and is housed in a smart building (GreEn-ER - Grenoble Énergie – Enseignement et Recherche).

The platform was designed as a net-zero energy demonstrator and is extensively instrumented with sensors and actuators, which facilitate real-time monitoring and control of multiple sub-systems. Predis-MHI spans approximately 600m² of floor area and is composed of lecture auditoriums, offices, and experimental rooms. The platform's energy subsystem includes a 22kWp PV installation, four (4) Electric Vehicle (EV) charging stations, an HVAC system, and a 50kWh BESS (lithium-ion).

For the remainder of this article, Predis-MHI is modeled as a non-residential building with the energy subsystem illustrated in Figure 1 . EV charging demand, specifically vehicle plug-in and plug-out events, is treated as a shiftable load, effectively a hybrid energy flexibility (N. K. Twum-Duah et al. 2022). The data used in this study is at an hourly resolution and covers the period from 1st to 31st July 2022.

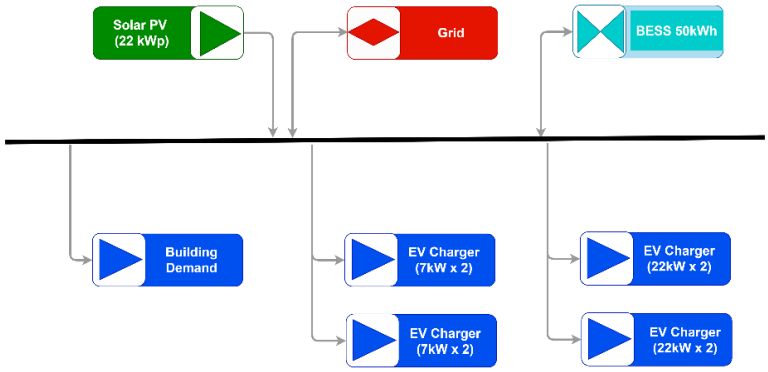


Figure 1: Predis-MHI platform (diagram inspired by the OmegAlpes graphical representation (Hodencq et al. 2021)) source: (N. K. Twum-Duah et al. 2022)

2.1. MILP-Based Control Formulation

The configuration in Figure 1 formed the basis for the MILP (Mixed Integer Linear Programming) based optimization layer of the proposed ML-MPC. The objective of this MILP was to minimize the net energy exchange with the grid (NEEG, Eq 1) (Simoiu et al. 2021), which consequently results in maximizing the self-consumed energy.

$$Objective = min \sum_{t} [P_{import}(t) - P_{exports}(t)] \times timestep \qquad 1$$

Where:

- $P_{export}(t)$ is the power exported to the electric grid at the time t (considered to be a negative value).
- $P_{import}(t)$ is the power imported from the grid at the time step t.

The formulation accounts for technical constraints such as battery state of charge (SOC) limits, charge/discharge power bounds, and building operating hours, which are detailed in (N. K. B. Twum-Duah 2023). Additionally, since we consider the plugging-in and plugging-out of EVs as an indirect flexibility, there is a constraint to ensure that EVs consume their predicted demand, see Eq 2.

$$E_{chargers_{projected}} \geq \sum_{t}^{T} P_{chargerX}(t) \times timestep \qquad 2$$

Where:

- $E_{chargers_{projected}}$ is the projected energy demand of the EVs for the optimization of the 24-hour sub-horizon (the optimizer schedules EV charging as a flexibility).
- $P_{chargerX}(t)$ is the output power of charger X at time t.

2.2. Digital Model Representation of the BESS

From (N. K. B. Twum-Duah 2023), during the real-world deployment of the ML-MPC, there were discrepancies between commanded setpoints and the realized behavior of the physical system (i.e., the 50kWh battery). To account for this behavior, a basic digital model of the BESS was utilized. This digital model considered data from the PV and other energy sub-systems of the platform, with considerations for technical constraints to simulate the actual charge/discharge behavior of the BESS (The model is documented and validated in (N. K. B. Twum-Duah 2023)).

2.3. Prediction Model

Given that the objective of this article is to evaluate the ML-MPCs' sensitivity to prediction errors, a stochastic prediction model simulator was proposed. This model generates a synthetic forecast (based on the ground truth) given a target Mean Absolute Error (MAE) at the scale of a kW, which represents the unit of measured power used in the study. The proposed model iteratively adjusts the ground truth y_t using statistically structured noise and rescaling it to achieve the target MAE. This strategy allowed for multiple repeated simulations with controlled prediction degradation without having to retrain ML forecasting models for each target MAE.

For each timestep t of the provided dataset, a random signed error value (based on gamma-distributed magnitudes with sparse zero realizations) ε_t is generated. The forecasted profile is thus generated as:

$$\hat{y_t} = \max(0, y_t + \tau_t \times \varepsilon_t) \quad 3$$

Where τ_t is a scaling factor defined as:

$$\tau_t = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}|y_t - y_t| \approx MAE_{target} \quad 4$$

The proposed model includes some physical consistency constraints. All forecasts are constrained to be non-negative values, and for PV-related forecasts, an additional constraint maintains nighttime predictions as zero (0), ensuring no un-realistic night time production (the details of this model are available in a notebook on GitLab). In summary, the ML-MPC was developed as depicted in Figure 2.

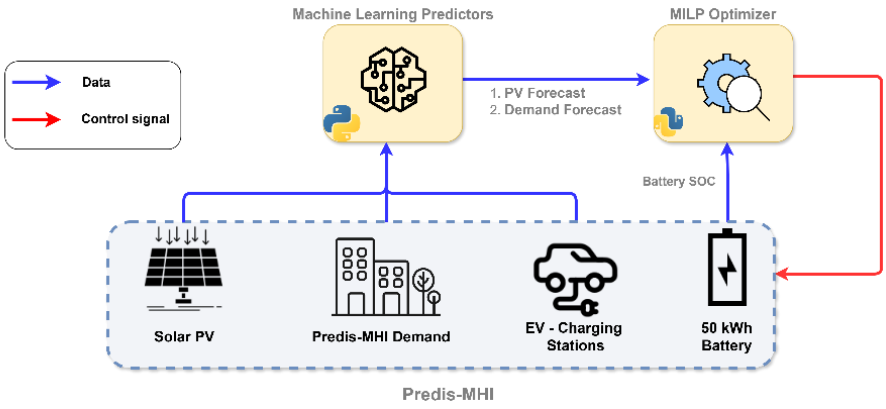


Figure 2: Graphical representation of the proposed ML-MPC

3. Sensitivity Analysis

The sensitivity analysis was carried out following the structured simulation framework outlined in Figure 3. The sensitivity analysis followed a one-factor-at-a-time approach (OFAT) approach with an

objective to isolate the effect of prediction error of each variable (PV production, building demand, and EV charging station demand) on the efficiency of the ML-MPC discussed in previous sections.

The simulation was initialized with a set of target MAE values for each of the variables to be forecasted, which represented progressively decaying forecasting accuracy. Subsequently, 24-hour synthetic forecasts were made (with consideration for the target MAE) using the stochastic model described in Section 2.3. The battery schedule was then optimized, after which the digital model of the battery was used to simulate the response of the BESS's battery management system to the ground truths.

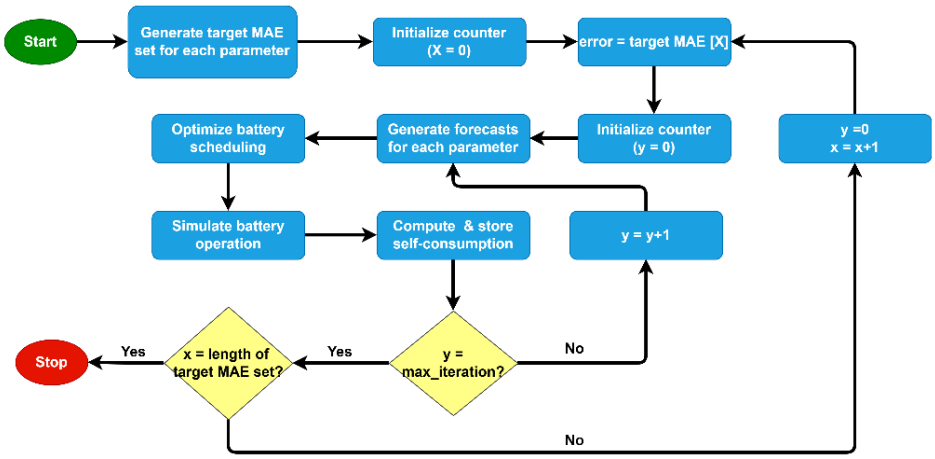


Figure 3: Flow chart representation of the sensitivity analysis workflow

To account for the stochastic nature of the forecasting model, each target MAE scenario is evaluated via a pre-defined number of Monte Carlo iterations (in this case, 50). For each iteration, a new forecast realization consistent with the target MAE is produced. After each simulation, the resulting self-consumption rate is computed and stored. This nested loop structure allows for the decoupling of error magnitudes from the effects of random realizations, thus enabling a consistent and representative mapping between forecast accuracy and the performance of the ML-MPC. Thus, the outcome of this methodology is a sensitivity profile that characterizes the degradation of ML-MPC performance (i.e., achieved self-consumption rate) as a function of increasing forecast error.

4. RESULTS

The results of the one-factor-at-a-time sensitivity analysis show a high sensitivity to forecast accuracy. Figure 4 presents the evolution of self-consumption (over the entire horizon) as a function of increasing MAE for PV production – left, the building's electric demand - center, and the electric demand of the EVs – right.

To establish a baseline (i.e., the reference), we calculated the self-consumption using perfect prediction (i.e., no error, depicted with a red horizontal line). Additionally, for each MAE value, the results show the minimum and maximum bounds from the various Monte Carlo iterations.

For all the parameters, the self-consumption rate can be observed to deteriorate non-linearly with increasing forecast MAE. This observation is most severe in the case of the EV charging forecasts, where there is a steep drop in the self-consumption rate (about 15 percentage points) observed at an MAE of approximately 3. In contrast, the PV production and building electricity demand parameters

exhibited a smoother gradient, albeit with a substantial deterioration in self-consumption (relative to the reference).

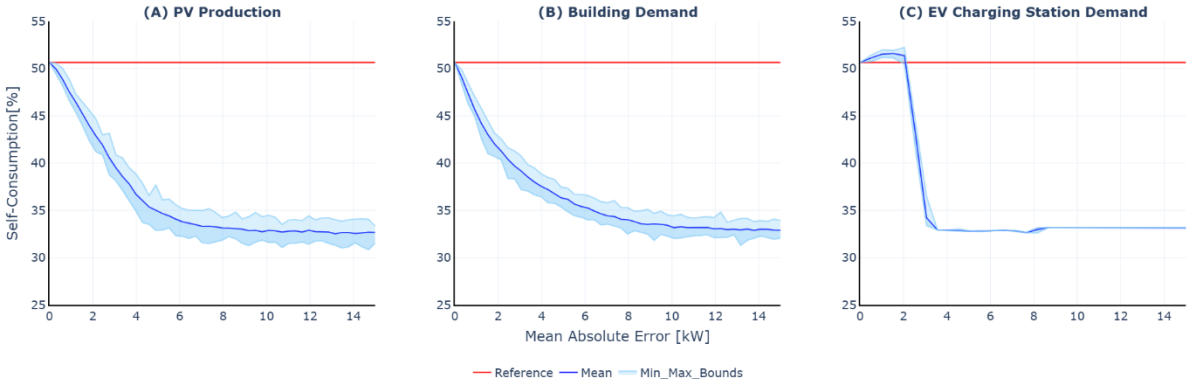


Figure 4 Evolution of self-consumption rate with decaying forecast accuracy for PV production(right), building's demand (center), and EV charger demand (left)

However, in all three cases, the self-consumption rate eventually plateaus between 31 and 34% (approaching the building's natural self-consumption of ~28%), indicating a saturation regime in which the predictive component of the ML-MPC loses its anticipative value. Thus, as forecast errors increase (especially beyond these thresholds), the "optimal" scheduling of the BESS becomes increasingly misaligned with the real system conditions and results in an ineffective use of the BESS.

A noteworthy phenomenon is observed for the EV charging demand at low MAE levels (less than 2 kW): the self-consumption rate marginally increases relative to the reference. This counterintuitive result arises from the role of EV chargers as shiftable loads (energy flexibility lever). For the low MAE forecasts, the optimizer actively leverages EV flexibility to maximize local energy utilization. However, during simulation, the ground truth (measured) EV consumption profile was utilized. Small forecast deviations therefore reduce battery cycling relative to the ideal schedule. Given the 95% charging/ discharging efficiency of the battery, this reduction in cycling can decrease conversion losses sufficiently to produce a small (up to 1.5%) net increase in the computed self-consumption. However, as forecast MAE increases further, this beneficial effect disappears. The optimizer progressively underutilizes the battery, while EV scheduling absorbs a larger share of locally generated energy.

5. CONCLUSION

This article presents an implementation of an ML-MPC for building-scale BESS control and, critically, a structured sensitivity analysis of the ML-MPC to uncertainties related to forecasts. The results demonstrate a clear non-linear degradation of the system's performance (quantified via the self-consumption rate) as the accuracy of forecasts of the input parameters decreases. While low-moderate forecast errors decreased the anticipatory advantage of the controller, higher errors resulted in a plateau regime (~30-34%), which is close to the system's natural self-consumption rate of ~28%, suggesting that the system was approaching a state in which the flexibility offered by the BESS was being rendered ineffective. Indicating that beyond a critical uncertainty threshold, the operational value (direct flexibility implications) of the BESS is significantly diminished.

Additionally, the proposed stochastic MAE-controlled simulation framework provides a rigorous and reproducible means of characterizing ML-MPC robustness independent of specific forecasting architectures or models. Consequently, from a systems perspective, the findings indicate that improvements in forecasting accuracy—particularly for flexible and intermittent loads—could potentially yield gains in operational performance for similar systems.

Future developments should therefore prioritize robust or probabilistic MPC formulations and tighter integration between prediction and control layers to ensure resilience under realistic uncertainty.

6. ACKNOWLEDGEMENT

This research has been funded by the European Union's Horizon Europe Program (2021–2027) under the Framework Program for Research and Innovation through the project FlexRICAN (Grant Agreement No 101131516).

7. BIBLIOGRAPHIE

Alam, Md Shafiul, Fahad Saleh Al-Ismail, Aboubakr Salem, et Mohammad A. Abido. 2020. « High-Level Penetration of Renewable Energy Sources Into Grid Utility: Challenges and Solutions ». *IEEE Access* 8 (octobre): 190277-99. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3031481.

Bellini, Francesco, Paola Campana, Riccardo Censi, Matteo Di Renzo, et Anna Maria Tarola. 2024. « Energy Communities in the Transition to Renewable Sources: Innovative Models of Energy Self-Sufficiency through Organic Waste ». *Energies* 17 (15): 15. https://doi.org/10.3390/en17153789.

Cai, Qingsen, Xingqi Luo, Chunyang Gao, et al. 2021. « A Machine Learning-Based Model Predictive Control Method for Pumped Storage Systems ». *Frontiers in Energy Research* 9. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fenrg.2021.757507.

Delinchant, Benoit, Jérôme Ferrari, Tiansi Laranjeira, Frédéric Wurtz, Béatrice Roussillon, et Daniel Llerena. 2020. « Expérimentation de mécanismes d'incitations de flexibilité énergétique auprès d'employés d'un bâtiment tertiaire ». *IBPSA France* (Reims, France), novembre. https://hal.science/hal-03638313.

Gonzalez, Adriana Aguilera, et Matias Bottarini. 2019. « Model Predictive Control for the Energy Management of A Hybrid PV / Battery / Fuel Cell Power Plant ». *2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*, 6-11. https://doi.org/10.1109/SEST.2019.8849051.

Hodencq, Sacha, Mathieu Brugeron, Jaume Fitó, Lou Morriet, Benoit Delinchant, et Frédéric Wurtz. 2021. « OMEGAlpes, an open-source optimisation model generation tool to support energy stakeholders at district scale ». *Energies* 14 (18). https://doi.org/10.3390/en14185928.

IRENA. s. d. « Energy Transition Outlook ». Consulté le 10 février 2026. https://www.irena.org/Energy-Transition/Outlook.

Jacobs, Sharon. 2016. « The Energy Prosumer ». *Ecology Law Quarterly*, publication en ligne anticipée, janvier 1. https://doi.org/10.15779/Z38XS02.

Luthander, Rasmus, Joakim Widén, Joakim Munkhammar, et David Lingfors. 2016. « Self-consumption enhancement and peak shaving of residential photovoltaics using storage and curtailment ». *Energy* 112 (octobre): 221-31. https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.06.039.

Luthander, Rasmus, Joakim Widén, Daniel Nilsson, et Jenny Palm. 2015. « Photovoltaic self-consumption in buildings: A review ». *Applied Energy* 142 (mars): 80-94. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.028.

Salzmann, Tim, Elia Kaufmann, Jon Arrizabalaga, Marco Pavone, Davide Scaramuzza, et Markus Ryll. 2023. « Real-time Neural-MPC: Deep Learning Model Predictive Control for Quadrotors and Agile Robotic Platforms ». arXiv:2203.07747. Prépublication, arXiv, juillet 25. https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.07747.

Semmelmann, Leo, Marie Konermann, Daniel Dietze, et Philipp Staudt. 2024. « Empirical field evaluation of self-consumption promoting regulation of household battery energy storage systems ». *Energy Policy* 194 (novembre): 114343. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2024.114343.

Sen, Sachidananda, et Maneesh Kumar. 2024. « Distributed-MPC Type Optimal EMS for Renewables and EVs Based Grid-Connected Building Integrated Microgrid ». *IEEE Transactions on Industry Applications* 60 (2): 2390-408. https://doi.org/10.1109/TIA.2023.3332055.

Sergio Lucia et Felix Fiedler. 2023. « Basics of Model Predictive Control ». https://www.do-mpc.com/en/latest/theory_mpc.html.

Simoiu, Mircea Stefan, Ioana Fagarasan, Stéphane Ploix, et Vasile Calofir. 2021. « Optimising the self-consumption and self-sufficiency: A novel approach for adequately sizing a photovoltaic plant with application to a metropolitan station ». *Journal of Cleaner Production* 327: 129399. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.129399.

Twum-Duah, Nana Kofi, Manar Amayri, Stéphane Ploix, et Frédéric Wurtz. 2022. « A Comparison of Direct and Indirect Flexibilities on the Self-Consumption of an Office Building: The Case of Predis-MHI, a Smart Office Building ». *Frontiers in Energy Research* 10. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fenrg.2022.874041.

Twum-Duah, Nana Kofi Baabu. 2023. « Direct and Indirect Energy Flexibility Interactions at the Building and Community Scale: From System to the Human-Interfaced System ». Université Grenoble Alpes.

United Nations Environment Programme et Global Alliance for Buildings and Construction. 2025. *Global Status Report for Buildings and Construction 2024/2025: Not Just Another Brick in the Wall: The Solutions Exist - Scaling Them Will Build on Progress and Cut Emissions Fast.* Global Status Report for Buildings and Construction 2024/2025. United Nations Environment Programme. https://doi.org/10.59117/20.500.11822/47214.

Useche-Arteaga, Mario, Walter Gil-González, et Oscar Danilo Montoya. 2024. « Robust economic–environmental dispatch problem for BESS and PV generators in MT-HVDC systems: A MI-MPC approach ». *Journal of Energy Storage* 96 (août): 112551. https://doi.org/10.1016/j.est.2024.112551.

Wu, Zhou, Henerica Tazvinga, et Xiaohua Xia. 2015. « Demand side management of photovoltaic-battery hybrid system ». *Applied Energy* 148 (juin): 294-304. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.03.109.

Xu, Dezhi, Zuhang Zhang, Yujian Ye, Bin Jiang, et Peng Shi. 2025. « Multiagent-Based Model Predictive Control of Parallel PV/BESS Electric Springs in Microgrids ». *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 21 (5): 3616-26. https://doi.org/10.1109/TII.2025.3528552.

Towards Low Carbon Research: FlexRICAN - Harnessing Demand-Side Energy Flexibility in Large European Electro-Intensive Research Infrastructures

Nana Kofi Twum-Duah *[1, 2], Sacha Hodencq[1], Severin Valla[1], Benjamin Vincent[2], Francois Debray[2], Benoit Delinchant[1] and Frédéric Wurtz[1]

[1] Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, G2ELab, 38000 Grenoble, France

[2] Laboratoire Nationale des Champs Magnétiques Intense (LNCMI), CNRS UPR 3228, EMFL, Université Toulouse III – Paul Sabatier, Université Fédérale Toulouse Midi-Pyrénées, Institute National des Sciences Appliquées, Université Grenoble Alpes, 38042 Grenoble CEDEX, France
***nana-kofi.twum-duah@lncmi.cnrs.fr**

RESUME. Cette étude présente un cadre d'optimisation du cycle de vie pour le dimensionnement des systèmes photovoltaïques et des batteries dans les installations de recherche à grande échelle, dans le respect d'objectifs d'autosuffisance prescrits. Le modèle proposé minimise les émissions totales de gaz à effet de serre en tenant compte conjointement des impacts intrinsèques, des émissions opérationnelles du réseau, de l'évolution comportementale de la demande et des voies de décarbonisation à long terme du réseau. Les résultats obtenus dans quatre installations européennes révèlent une forte dépendance des niveaux d'autosuffisance optimaux à l'égard de l'intensité carbone du réseau national et de son évolution prévue. Si des réductions substantielles des émissions sont réalisables dans les systèmes à forte intensité carbone, les réseaux à faible intensité carbone peuvent ne pas justifier une production supplémentaire sur site du point de vue du cycle de vie. Les résultats soulignent la nécessité de stratégies de dimensionnement prospectives et adaptées au contexte pour l'intégration des énergies renouvelables.

MOTS-CLÉS : autosuffisance photovoltaïque, dimensionnement optimal, réduction de l'empreinte carbone.

ABSTRACT. This study presents a life-cycle optimization framework for sizing photovoltaic and battery systems in large-scale research facilities under prescribed self-sufficiency targets. The proposed model minimizes total greenhouse gas emissions by jointly considering embodied impacts, operational grid emissions, behavioural demand evolution, and long-term grid decarbonization pathways. Results across four European facilities reveal strong dependence of optimal self-sufficiency levels on national grid carbon intensity and its projected evolution. While substantial emission reductions are achievable in carbon-intensive systems, low-carbon grids may not justify additional on-site generation from a life-cycle perspective. The findings highlight the necessity of context-specific, forward-looking dimensioning strategies for renewable integration.

KEYWORDS: PV Self-sufficiency, Optimal sizing, carbon footprint reduction.

1. INTRODUCTION

Scientific research is one of the cornerstones of human development and advancement, leveraging existing knowledge, technology, and tools to shape the future of human society. Research in some instances can be highly energy-intensive, as is the case with electro-intensive research infrastructures such as the European Synchrotron Radiation Facility (ESRF), which consumes approximately 65GWh of energy per year (European Synchrotron Radiation Facility (ESRF) 2026), or the CERN facility in Geneva, which is estimated to use 1.3TWh of electricity annually (CERN 2026).

Undoubtedly, such energy-intensive research infrastructures will have significantly high carbon footprints related to their operations alone. Given the urgency of the impending dangers associated with climate change and consequently the commitments of various European Union (EU) Member states to significantly reduce their carbon emissions by 2030 (55% reduction in net greenhouse gas emissions relative to 1990 emissions by 2030) (European Commission 2026). Since energy is one of the primary sources of GHGs, any actions to reduce the carbon footprints of such energy-intensive infrastructures (without impacting research activity) would contribute significantly to the climate mitigation efforts of the EU.

The FlexRICAN project (FlexRICAN 2025) is an EU initiative that specifically focuses on carbon footprint (GHG) reduction in large-scale and energy-intensive research infrastructures (RIs). The underlying concept of the project is to leverage demand-side energy flexibility (Forouli et al. 2021), one of the core pillars of the energy transition (N. K. B. Twum-Duah 2023), as a key lever for operational carbon emissions reduction in RIs. FlexRICAN aims to leverage socio-technical interventions via sustainable technologies, renewable energy resources (RER), and social interventions (human-in-the-control-system). The project is composed of three prominent European large-scale RIs: (i) European Spallation Source (ESS) in Sweden, (ii) Extreme Light Infrastructure ERIC (ELI) – Czech Republic (BeamLines – ELI - BL) and Hungary (Attosecond Laser Pulse Source, ELI-ALPS), and (iii) European Magnetic Field Laboratory (EMFL) – France (Laboratoire National des Champs Magnétiques Intenses – EMFL-LNCMI) and the Netherlands (High Field Magnet Laboratory – EMFL-HFML).

To illustrate this point, Valla et al (Valla et al. 2025) show that a 27% reduction in carbon footprint can be achieved at the EMFL-LNCMI facility. Their approach mobilizes a social component (indirect flexibility (Delinchant et al. 2020; N. K. Twum-Duah et al. 2022), the optimal planning of high-field experiments (with respect to grid carbon intensity), recovering waste heat in tandem with a heat pump (as the waste heat is low exergy), and thermal storage for space heating of the CNRS Grenoble campus.

One of the work packages of the project (WP3, see Figure 1) explicitly focuses on reducing carbon footprint via the deployment of RERs such as solar PV, wind, and biogas. Consequently, the concept of self-consumption thus becomes essential for the assimilation of these RER into the operations of the energy sub-systems of these RIs.

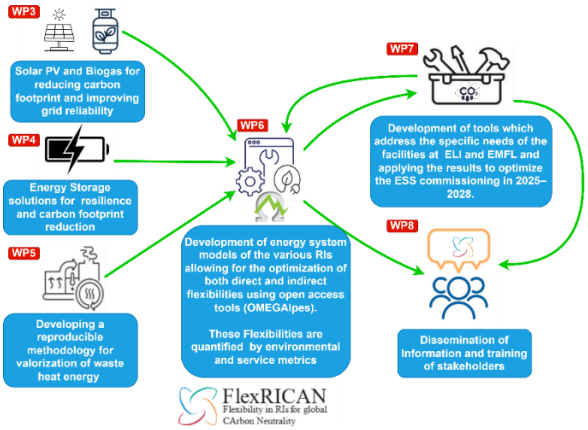


Figure 1: Overview of FlexRICAN Project

Given the objectives of FlexRICAN, in this article, we present a Mixed Integer Linear Programming-based approach for solar PV system sizing for each of the consortium RIs with an objective of reducing

both the carbon footprint of the concerned facility (i.e., the grey carbon emissions and the operational emissions).

2. SUMMARY OF FLEXRICAN CONSORTIUM RIS

The FlexRICAN consortium is composed of 3 key partner institutions with a number of facilities across Europe. However, for this article, we considered four of these facilities as summarized below in Table 1. Two consumption archetypes have been identified in the facilities of the consortium RIs: (i) the largest proportion of energy consumption directly related to consumption by experimentation equipment (direct consumption), and (ii) energy consumption largely driven by ancillary services such as maintaining indoor environment conditions (indirect consumption).

Facility	Location	Main Activity	Archetype	Typical Annual Elec. Demand	Installed PV Capacity
EMFL-LNCMI	Grenoble – France	HFMF	Direct	10 – 12 GWh	0 kWp
EMFL-HFML	Nijmegen – The Netherlands	HFMF	Direct	8 – 10 GWh	123 kWp
ELI-Alps	Szeged – Hungary	HPL	Indirect	10 – 11 GWh	350 kWp
ELI - BL	Prague – Czech Republic	HPL	Indirect	10 – 11 GWh	5000 kWp

Table 1: Summary of considered FlexRICAN consortium partner RIs (where HFMF is High Field DC Magnetic Field and HPL is High Power Lasers)

For each of the sites, we considered real data for electricity consumption, PV production (in the case of LNCMI in Grenoble, we used PV production data from an adjacent building and grid carbon intensity (Electricity Maps 2022). Table 2 below provides a statistical summary of the demand profiles of the RIs considered in this study.

Facility	Annual Elec. Demand Considered [GWh]	Mean Power [MW]	Max Power [MW]	Std Dev. [MW]	Mean Annual Carbon Footprint [TCO_2eq]
EMFL-LNCMI	10.03	1.14	23.27	3.41	313.81
EMFL-HFML	6.78	0.77	15.39	1.75	1850.06
ELI-Alps	11.15	1.27	2.99	0.36	2637.27
ELI - BL	12.25	1.39	1.95	0.24	5842.70

Table 2: Summary of consumption data considered for the study

3. MATHEMATICAL FORMULATION AND USE CASE ASSUMPTIONS

The mathematical framework adopted for this study builds on the MILP approach proposed by (Hodencq et al. 2022) where they optimized PV systems for energy communities in Germany and France while minimizing life-cycle GHG emissions.

To achieve the objective of minimizing the lifecycle GHG emissions, the objective function was defined following the proposal of Hodencq et al:

$$objective = \min CAPEX + \sum_{y \epsilon Y} OPEX(y) \quad (1)$$

The formulation was bound by technical constraints that ensured system energy balance, charge and discharge limits, as well as battery cyclic boundary conditions. As the proposed approach is a parametric approach, a target self-sufficiency rate was added to the constraint set such that:

$$\frac{\sum_y^Y \sum_p^P \sum_m^M \mathrm{E}_{\mathrm{import}}(\mathrm{y,p,m})}{\sum_y^Y \sum_p^P \sum_m^M \mathrm{E}_{\mathrm{consumption}}(\mathrm{y,p,m})} \leq 1 - \tau \quad (2)$$

Where τ represents the self-sufficiency rate over the horizon of the optimization, energy imported from the grid, and the facilities' energy consumption were represented as $\mathrm{E}_{\mathrm{import}}$ and $\mathrm{E}_{\mathrm{consumption}}$ respectively for year (y), period (p), and timestep (m).

Where $CAPEX$ accounts for the embodied carbon emissions of the PV system (solar PV system and batteries), and $OPEX(y)$ similarly accounts for the operational emissions (product of energy imported from the grid and grid carbon intensity). To address a double counting of PV energy (i.e., store and export the same kWh of locally produced electricity), especially when the target self-sufficiency was 0, the constraint in Eqn 3 was added:

$$P_{export}(y,p,m) + P_{batt_{charge}}(y,p,m) \leq P_{pv}(y,p,m) \quad (3)$$

Where $P_{export}(y,p,m), P_{batt_{charge}}(y,p,m)$ and $P_{pv}(y,p,m)$ represented power exported to the grid, battery charging power, and PV production power (at time step m for period p and year y), respectively. For a comprehensive description of the MILP formulation, refer to the original publication by Hodencq et al (Hodencq et al. 2022).

3.1. Modeling Assumptions

The approach used accounted for both long-term and short-term system dynamics as summarized below:

- Total study period	**20 Years**	- Min-max SOC	**20% - 100%**
- Battery investment	**Years [0, 10]**	- Max charge/discharge power	**50% of capacity**
- Solar Panel derating	**90% by year 20**	- Battery GWP	**65 kg/kWh** (Gutsch et Leker 2024)

- Solar PV System GWP **[858, 1040, 1240] kg/kWp** (Fthenakis et Leccisi 2021)

It is also important to note that a key assumption that is carried over from the work of Hodencq et al is that exported energy was considered to have zero effect on the carbon footprint of the facility (i.e., a kWh of exported energy doesn't offset the equivalent CO_2 of grid emissions at the given time).

Additionally, because the optimizations are computationally expensive, the data sets for the ELI facilities were reduced to 6 representative weeks (15-minute timestep) using a Euclidean distance-based clustering approach. However, due to the sparse nature of the consumption profiles of the EMFL facilities, the full datasets were used for these facilities with 1-hour time steps.

For each facility, we evaluate the sizing optimization under two distinct grid decarbonization trajectories. The first corresponded to a no-grid carbon decarbonization (static) scenario in which we consider the grid carbon intensity for the study period to be equivalent to its present-day value. The second scenario considers grid decarbonization efforts (progressive scenario). Country-specific

linearized decarbonization rates are applied (calculated based on data sourced from (EMBER 2025), estimated annual average values from 2001 until 2025), reflecting recent national transition pathways: (i) Czech Republic: 2.5% per year, (ii) France: 0.8% per year, (iii) Hungary: 3.9% per year, and (iv) The Netherlands: 2.9% per year, see Figure 2. These trajectories directly affect the operational emissions term (OPEX) and, consequently, the optimal trade-off between embodied emissions (i.e., CAPEX) and grid-related emissions over the investment horizon.

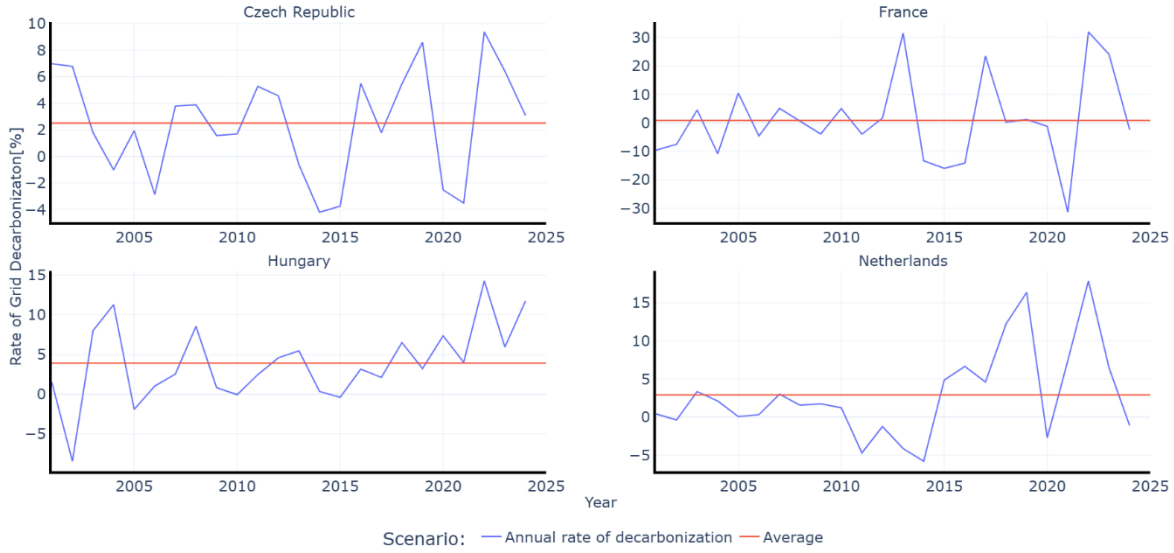


Figure 2 : Year-on-year rate of decarbonization for considered countries (source:(EMBER 2025))

4. RESULTS AND ANALYSIS

Based on the sizing optimization approach described in Section 3, the results for EMFL-LNCMI are shown in Figure 3.

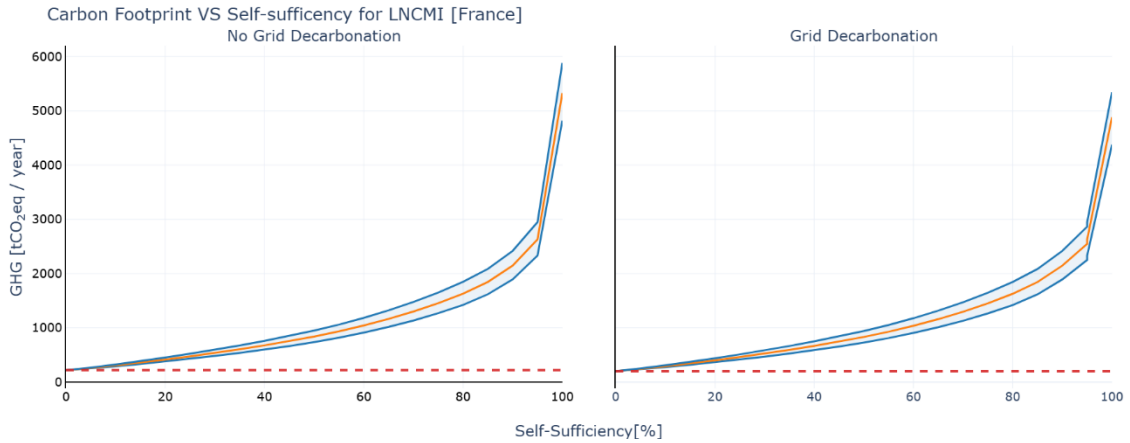


Figure 3: Carbon footprint against self-sufficiency plot for EMFL-LNCMI (France) for varying solar PV GWPs (858 and 1240 kg/kWp top and bottom blue trace and 1040kg/kWp middle orange trace)

Due to the low carbon intensity of the French grid (owing to high nuclear energy penetration in the energy mix), the optimization result shows that there is no reduction in the carbon footprint of the EMFL-LNCMI facility for both scenarios. For this facility, the embodied CO_2 emissions of the solar PV

system and BESSs significantly outweigh the operation emissions avoided. Thus, highlighting the critical importance of grid energy mix in evaluating the adoption of local RERs.

ELI-BL exhibited the most significant reduction in carbon footprint as well as the highest attainable self-sufficiency before inflection, 90% in the static scenario and 80% in the progressive scenario, Figure 4. This is owing to the fact that the energy mix of the Czech grid has a very high carbon intensity. The high emissions gains (greater than 50% with respect to the reference) indicate that in high carbon intensity grids (such as the Czech grid), a high self-sufficiency strategy (based on RERs) can potentially remain environmentally friendly. The change in inflection point (and ultimately the sizing) affirms the position that long-term grid evolution significantly affects the optimal dimensioning of such systems (especially when the focus is on decarbonization).

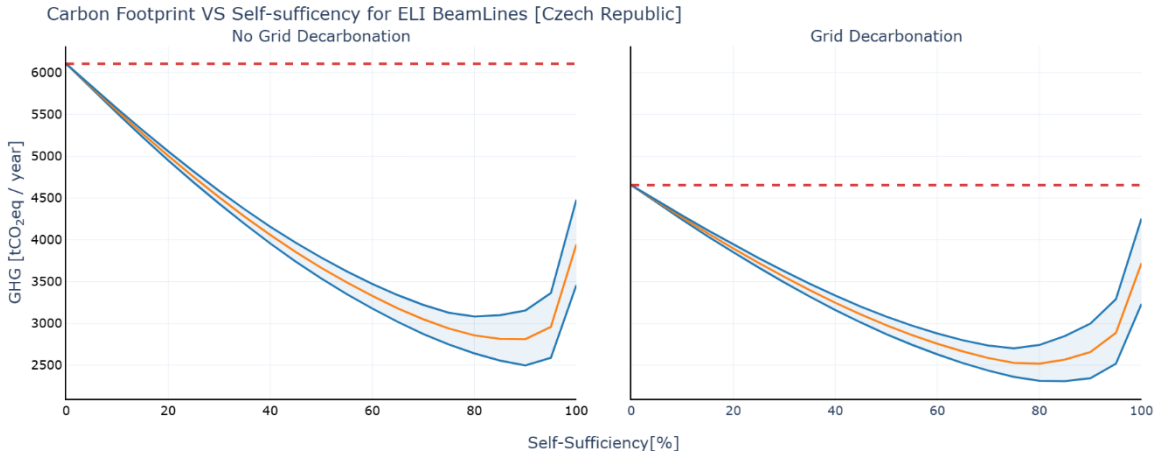


Figure 4: Carbon footprint against self-sufficiency plot for ELI-BL (Czech Republic) for varying solar PV GWPs (858 and 1240 kg/kWp top and bottom blue trace and 1040kg/kWp middle orange trace)

Table 3 below provides a summary of the results, with the exception of the French facility (EMFL-LNCMI), the adoption of solar PV systems by the FlexRICAN partner facilities results in a significant reduction of each facility's carbon footprint.

Facility	***Static Scenario***				***Progressive Scenario***			
	Inflec. Point [%]	***Gain in CO_2 [%]***	***PV Capacity [MWp]***	***Battery Capacity [MWh]***	***Inflec. Point [%]***	***Gain in CO_2 [%]***	***PV Capacity [MWp]***	***Battery Capacity [MWh]***
EMFL-LNCMI	*0.00*	*0.00*	*0.00*	*0.00*	*0.00*	*0.00*	*0.00*	*0.00*
EMFL-HFML	*40*	*13.04*	*6.77*	*25.16*	*20*	*4.72*	*2.82*	*12.29*
ELI-BL	*90*	*53.94*	*28.32*	*40.66*	*80*	*45.88*	*22.44*	*36.13*
ELI-ALPS	*80*	*53.34*	*9.02*	*33.31*	*75*	*37.36*	*7.74*	*31.77*

Table 3: Summary of results from the parametric sizing for FlexRICAN facilities for the static and progressive decarbonization scenarios for PV GWP of 1040kgCO_2/kWp

Additionally, accounting for the future decarbonization resulted in a reduction in the best self-sufficiency (i.e., the inflection point) and consequently the PV system size for each of these facilities.

5. CONCLUSION

The study presented in this paper demonstrated that the potential effectiveness of RER adoption coupled with high self-sufficiency strategies is highly dependent on the grid's energy mix and projected decarbonization. The results show that in countries that already have low-carbon intensity grids, on-site PV systems with or without batteries may result in an increase in total life-cycle CO_2 emissions. However, for carbon-intensive electric grids such as the Czech Republic and Hungary, substantial GHG reductions can be achieved even for high self-sufficiency levels (70-90%) before embodied emissions begin to rise again (an inflection point).

Importantly, incorporating grid decarbonization systematically lowers the optimal self-sufficiency threshold and associated system capacities. This phenomenon confirms that on-site PV system sizing decisions should be aligned with long-term energy transition trajectories rather than current grid conditions only to mitigate the risk of oversizing assets whose lifetime carbon benefits may diminish with time.

The work presented does not account for avoided carbon emissions due to energy exported to the grid. Thus, future works should be focused on the sensitivity of this dimensioning approach to export-related emissions displacement, as an alternative accounting framework could alter the optimal sizing results, particularly in high self-sufficiency configurations.

6. ACKNOWLEDGEMENT

This research has been funded by the European Union's Horizon Europe Program (2021–2027) under the Framework Program for Research and Innovation through the project FlexRICAN (Grant Agreement No 101131516).

7. BIBLIOGRAPHIE

CERN. 2026. « Powering CERN ». CERN, janvier 28. https://www.home.cern/science/engineering/powering-cern.

Delinchant, Benoit, Jérôme Ferrari, Tiansi Laranjeira, Frédéric Wurtz, Béatrice Roussillon, et Daniel Llerena. 2020. « Expérimentation de mécanismes d'incitations de flexibilité énergétique auprès d'employés d'un bâtiment tertiaire ». *IBPSA France* (Reims, France), novembre. https://hal.science/hal-03638313.

Electricity Maps. 2022. « Electricity Maps – The Leading Resource for 24/7 CO2 Grid Data ». janvier 12. https://www.electricitymaps.com/.

EMBER. 2025. « Yearly Electricity Data ». https://ember-energy.org/data/yearly-electricity-data.

European Commission. 2026. « 2030 Climate Targets ». 2030 Climate Targets. https://climate.ec.europa.eu/eu-action/climate-strategies-targets/2030-climate-targets_en.

European Synchrotron Radiation Facility (ESRF). 2026. « Instrumentation & Equipment ». Instrumentation & Equipment. https://www.esrf.fr/home/Accelerators/instrumentation--equipment.html.

FlexRICAN. 2025. « About FlexRICAN ». FLEXIBILITY IN RIs FOR GLOBAL CARBON NEUTRALITY. https://flexrican.eu/about-flexrican/.

Forouli, Aikaterini, Emmanouil A. Bakirtzis, Georgios Papazoglou, et al. 2021. « Assessment of Demand Side Flexibility in European Electricity Markets: A Country Level Review ». *Energies* 14 (8). https://doi.org/10.3390/en14082324.

Fthenakis, Vasilis, et Enrica Leccisi. 2021. « Updated sustainability status of crystalline silicon-based photovoltaic systems: Life-cycle energy and environmental impact reduction trends ». *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 29 (juin): 1068-77. https://doi.org/10.1002/pip.3441.

Gutsch, Moritz, et Jens Leker. 2024. « Costs, Carbon Footprint, and Environmental Impacts of Lithium-Ion Batteries – From Cathode Active Material Synthesis to Cell Manufacturing and Recycling ». *Applied Energy* 353 (janvier): 122132. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122132.

Hodencq, Sacha, Jonathan Coignard, Nana Kofi Twum-Duah, et Lucas Hajiro Neves Mosquini. 2022. « Including greenhouse gas emissions and behavioural responses in the optimal design of PV self-sufficient energy communities ». *COMPEL - The international journal for computation and mathematics in electrical and electronic engineering* ahead-of-print (ahead-of-print). https://doi.org/10.1108/COMPEL-10-2021-0392.

Twum-Duah, Nana Kofi, Manar Amayri, Stéphane Ploix, et Frédéric Wurtz. 2022. « A Comparison of Direct and Indirect Flexibilities on the Self-Consumption of an Office Building: The Case of Predis-MHI, a Smart Office Building ». *Frontiers in Energy Research* 10. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fenrg.2022.874041.

Twum-Duah, Nana Kofi Baabu. 2023. « Direct and Indirect Energy Flexibility Interactions at the Building and Community Scale: From System to the Human-Interfaced System ». Université Grenoble Alpes.

Valla, Séverin, Nana Kofi Twum-Duah, Sacha Hodencq, Debray Francois, et Frederic Wurtz. 2025. « Flexibilité pour la durabilité des systèmes multi-énergie : le cas d'une grande infrastructure de recherche ». *Symposium de Génie Électrique SGE 2025* (Toulouse, France), juillet. https://hal.science/hal-05495824.

Établissement d'un coefficient de pont thermique ψ transitoire dépendant des degrés-heures

Édouard Walther [*1,2], Marie-Hélène Azam[1,2], Sacha Friker[1]

[1]INSA Strasbourg, 24 Boulevard de la Victoire
67000 Strasbourg (France)
[2] Université de Strasbourg, INSA Strasbourg, CNRS, ICube Laboratory UMR 7357
Strasbourg, France [*](Corresponding author : edouard.walther@insa-strasbourg.fr**)**

RÉSUMÉ. Les bâtiment actuels possèdent un niveau d'isolation des parois qui fait ressortir la contribution relative des ponts thermiques sur les déperditions et les apports. Le coefficient ψ [W.m^{-1}.K^{-1}] de pont thermique calculé en régime permanent est couramment utilisé pour intégrer la contribution en flux au bilan d'une zone. Dans ce travail, on montre la faiblesse de cette approche par rapport à un modèle prenant en compte les degrés-heures sur une période antérieure. Les résultats montrent que le modèle proposé permet de diviser par dix l'erreur commise sur l'énergie par rapport à la méthode du ψ. De manière intéressante, l'approche proposée permet aussi l'intégration de la contribution des flux solaires en façade.

MOTS-CLÉS. coefficient de pont thermique, modèle transitoire, degrés-heures

ABSTRACT. Current levels of wall insulation highlight the relative contribution of thermal bridges to heating and cooling. The thermal bridge coefficient ψ [W.m^{-1}.K^{-1}] calculated under steady-state conditions is commonly used to integrate the contribution of heat flow into the energy balance of an area. In this work, we show the weakness of this approach compared to a model that takes into accountthe degree-hours over a previous period. The results show that the proposed model reduces the energy error by a factor of ten compared to the ψ method. Interestingly, the proposed approach also allows for the contribution of solar heat flux on the façade to be integrated.

KEYWORDS. thermal bridging coefficient, transient model, degree-hours

1. INTRODUCTION

L'augmentation du niveau d'isolation des bâtiments liée aux évolutions réglementaires des 30 dernières années rend prépondérants les phénomènes de pont thermique et les exigences actuelles en matière de réglementation thermique et environnementale conduisent à la rénovation ou la construction de bâtiments de mieux en mieux isolés. Dans ce contexte, la part relative des ponts thermiques prend de l'importance : (Rieser, 2012) évalue entre 30 et 40% la part des ponts thermiques, tandis que d'après (Ge and Baba, 2015), elle peut représenter jusqu'à 30% des besoins d'un bâtiment performant.

Le modèle issu de la réglementation thermique (RT) de coefficient de pont thermique ψ donné par l'Équation (1), est la différence du flux bidimensionnel qui doit être calculé numériquement et du flux 1D qui se détermine analytiquement. Une illustration en est donnée sur la Figure 1 (gauche) :

$$\psi = \frac{\phi_{2D} - U L_{PT}(T_i - T_e)}{(T_i - T_e) L_{PT}} \text{ [W.m}^{-1}\text{.K}^{-1}\text{]} \quad (1)$$

Où T_i, T_e sont respectivement les températures intérieure et extérieure, L_{PT} est la longueur du pont thermique et ϕ_{2D} est généralement calculé avec un outil numérique de types volumes ou éléments finis. Le flux de chaleur unidimensionnel à travers le mur sans modification locale de la résistance thermique est calculé simplement grâce au coefficient U de déperdition surfacique. Il est à noter que les flux 2D et 1D sont calculés en régime permanent ; ainsi on peut conjecturer que plus le pont thermique est inerte, moins le modèle sera adapté.

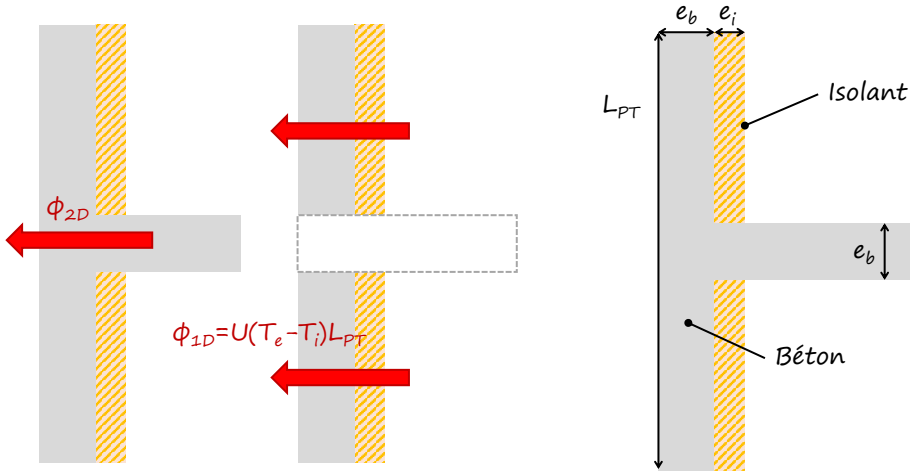


Figure 1 : *Représentation de principe des flux mono et bidirectionnel (gauche) & Configuration étudiée : isolation intérieure entre planchers intermédiaires (droite).*

Suite aux travaux préliminaires inspirés par l'intervention dans cette conférence par (Roux and Kuznik, 2024) puis menés dans (Walther et al., 2025), le travail mené ici vise à proposer une formulation améliorée du flux passant à travers les ponts thermiques, en utilisant un proxy du modèle physique transitoire 2D. Le but recherché est de conserver une forme linéaire du type $\phi_{PT} \simeq k \times M$ (où M est une variable météorologique) afin de permettre une intégration aisée dans les logiciels classiques de simulation thermique dynamique (STD). Ainsi, on ne propose pas un modèle réduit à l'instar de l'approche de (Roux and Kuznik, 2024), ou un modèle multi-couches équivalent comme (Quinten and Feldheim, 2016), mais une modification marginale de la méthode de calcul du flux passant dans les ponts thermiques.

1.1. MÉTHODE DE CALCUL DU FLUX ϕ_{PT} EN RÉGIME TRANSITOIRE

Le calcul proposé ici est similaire à sa version en régime permanent, à la différence que les flux bidimensionnel et monodimensionnel sont évalués en régime transitoire. L'expression du flux dans le pont thermique varie donc au fil du temps s'obtient simplement par la différence entre le flux du modèle complet $\phi_{2D}(t)$ et celui de la paroi 1D en régime variable $\phi_{1D}(t)$:

$$\phi_{PT}(t) = \phi_{2D}(t) - \phi_{1D}(t) \tag{2}$$

Pour les besoins de la présente étude, un code en volumes finis explicite développé et vérifié précédemment pour ce projet est utilisé (Walther et al., 2025). La géométrie cartésienne est régulière avec un pas $p = 1$ [cm] et un domaine de taille 1 [m] dans chaque direction autour de la rupture d'isolant, conformément aux recommandations de la réglementation (Th-U, 2005b). Pour le calcul transitoire, la discrétisation temporelle du schéma d'Euler est choisie à $\Delta t = 100$ [s]. Le fichier météorologique 2023 de la ville de Rennes est utilisé pour réaliser une simula-

tion annuelle sans couplage avec la température intérieure supposée constante à 19°C. Dans un premier temps, les flux solaires incidents en façade sont ignorés.

2. APPLICATION – CAS DU PLANCHER INTERMÉDIAIRE EN ISOLATION INTÉRIEURE

2.1. COMPARAISON DU MODÈLE RÉGLEMENTAIRE *VERSUS* TRANSITOIRE

On se penche sur le cas classique du pont thermique lié à la présence d'isolation intérieure sur un plancher intermédiaire. On considère $e_i = 8$ [cm] d'isolation intérieure et $e_b = 15$ [cm] de béton structurel, selon l'illustration de la Figure 1 (droite). Afin d'étudier spécifiquement le phénomène d'inertie dans le pont thermique, les dimensions des matériaux ne changent pas mais trois catégories différentes de béton sont utilisées, récapitulées dans la Table 1. La diffusivité α varie ainsi du simple au triple pour les trois bétons.

	Type	λ [W.m^{-1}.K^{-1}]	ρ [kg.m^{-3}]	C_p [J.kg^{-1}.K^{-1}]	α [m^2.s^{-1}]
-	Isolant	0.04	28	1450	$9.9 \cdot 10^{-7}$
Béton 1	plein armé	2.3	2300	1000	$1 \cdot 10^{-6}$
Béton 2	plein	2	2600	1000	$7.7 \cdot 10^{-7}$
Béton 3	pouzzolane caverneux	0.52	1600	1000	$3.3 \cdot 10^{-7}$

Tableau 1 : *Caractéristiques des matériaux utilisés dans la simulation – tirées de (Th-U, 2005a).*

Le coefficient de pont thermique ψ en régime permanent tel que défini dans l'Équation (1) vaut d'après le catalogue détaillé (Th-U, 2005b) $\psi = 0.99$ [W.m^{-1}.K^{-1}] pour les trois configurations car le type de béton n'est pas précisé. Afin de comparer l'impact de la prise en compte du régime transitoire sur les résultats, on procède donc au calcul numérique du coefficient ψ permanent avec l'Équation (1) pour les trois bétons, puis on compare les résultats en termes de flux passant à travers les trois ponts thermiques. Les résultats sont regroupés dans la Table 2 qui suit, où on présente le ψ calculé, le coefficient de corrélation R^2 et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) commise sur le flux du modèle proposé par la RT *versus* la solution en régime transitoire. On constate d'une part que la valeur du catalogue de ponts thermiques (Th-U, 2005b) est très surestimée et d'autre par que les coefficients de corrélation entre flux calculé de manière réglementaire et flux en régime transitoire sont assez faibles, de l'ordre de $R^2 \sim 0.5$.

	Type	ψ [W.m^{-1}.K^{-1}]	R^2	RMSE [W.m^{-1}]
Béton 1	plein armé	0.66	0.56	4.7
Béton 2	plein	0.60	0.51	4.4
Béton 3	pouzzolane caverneux	0.20	0.47	4.1

Tableau 2 : *Résultats obtenus avec le modèle de ψ [W.m^{-1}.K^{-1}] calculé d'après (Th-U, 2005b) et comparaison de RMSE sur le flux dans le pont thermique avec le régime transitoire.*

La Figure 2 montre le flux en fonction de l'écart de température dans le pont thermique pour les trois bétons considérés, ainsi que les droites linéaires $\phi_{PT} = \psi(T_e - T_i)L_{PT}$. On observe une dispersion importante des points autour des droites linéaires dans chaque cas, ainsi qu'un décalage entre modèle et flux dans le pont thermique lorsque $|(T_e - T_i)|$ devient grande.

Dans la suite, nous allons nous atteler à déterminer une corrélation non pas avec l'écart de

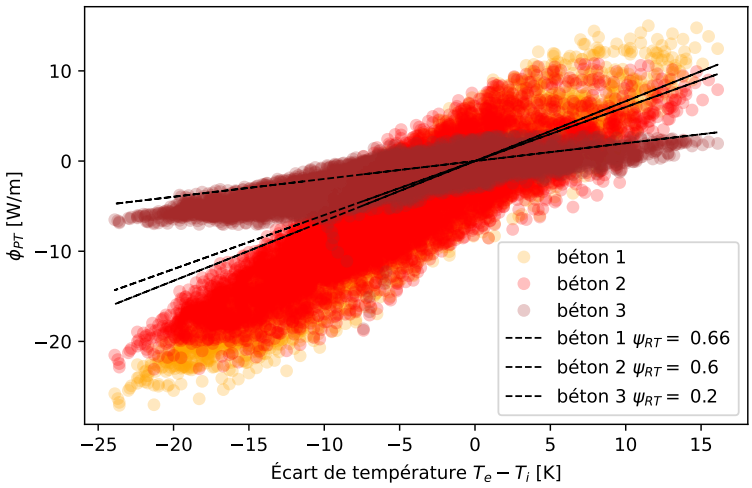


Figure 2 : *Flux dans le pont thermique en fonction de l'écart de température extérieur – intérieur : comparaison des modèles réglementaire (droites) et transitoire (points).*

température $(T_e(t) - T_i)$ à l'instant t, mais avec la quantité d'énergie qui a transité dans le pont thermique avant cet instant.

2.2. MISE EN RELATION AVEC UNE VARIABLE MÉTÉOROLOGIQUE

La piste initialement suivie dans (Walther et al., 2025), inspirée par les travaux sur le clustering de séquences météorologiques (Ribault, 2017) n'a pas permis d'aboutir, notamment du fait de la difficulté à relier les *clusters*, ou grappes de valeurs de ψ, avec le fichier météorologique utilisé en condition limite. Une approche alternative naturelle a consisté à postuler – sans le démontrer – que le flux dans le pont thermique à l'instant t dépend de la quantité d'énergie qui y a transité dans les instants précédents. Ainsi la quantité d'énergie qui est passée à travers le pont thermique avant l'instant où l'on souhaite évaluer ϕ_{PT} est supposée proportionnelle à un coefficient ψ^* [Wh.m^{-1}.K^{-1}.s^{-1}] multiplié par l'intégrale des écarts de température sur une durée Δt précédent l'instant t :

$$\phi_{PT} \quad \sim \quad \psi^* \int_{t-\Delta t}^{t} \big(T_e(t) - T_i\big) \cdot dt \quad \text{[J.m}^{-1}\text{]} \tag{3}$$

En approximant l'intégrale précédente par la la méthode des rectangles, on peut réduire l'Équation (3) à l'expression suivante, où DH_n représente les degrés-heures sur les n heures précédentes, qui sont commodes à calculer à partir d'un fichier météorologique :

$$\phi_{PT} \simeq \psi^* \sum_{i=1}^{n} (T_e(t) - T_i) \cdot 1\ h = \psi^* DH_n \tag{4}$$

Sous ces hypothèses, une équation linéaire pourrait suffire à approximer le flux. Ce constat sera la base des essais numériques qui suivent et visent à déterminer une fonction de la forme :

$$\phi_{PT} = \psi^* DH_n + \phi_0 \text{ [W.m}^{-1}\text{]} \tag{5}$$

Les coefficients ψ^* et ϕ_0 sont déterminés par la méthode des moindres carrés afin de représenter le plus fidèlement possibles le flux en régime transitoire $\phi_{PT}(t) = \phi_{2D}(t) - \phi_{1D}(t)$, issu

de calculs en volumes finis 2D et 1D.

2.3. ÉTUDE DE SENSIBILITÉ SUR LE NOMBRE DE DEGRÉS-HEURES ANTÉRIEURS

Il s'agit alors de déterminer un nombre de degrés-heures qui permettent de tenir compte de l'inertie du pont thermique étudié. Une étude de sensibilité est menée pour choisir le nombre d'heures n antérieures à l'instant où l'on souhaite obtenir le flux ϕ_{PT}. On calcule les degrés-heures entre les 1 à n heures précédentes, puis pour les trois bétons, la méthode des moindres carrés est utilisée afin de déterminer une équation linéaire de la forme (5).

La Figure 3 montre les résultats obtenus pour les trois bétons. On constate les faits suivants :
— D'une part le coefficient de corrélation est globalement élevé, avec des valeurs supérieures à $R^2 \geq 0.7$ pour les trois configurations.
— D'autre part le nombre d'heures antérieures à prendre en compte pour obtenir le coefficient de corrélation le plus élevé augmente naturellement avec l'inertie.

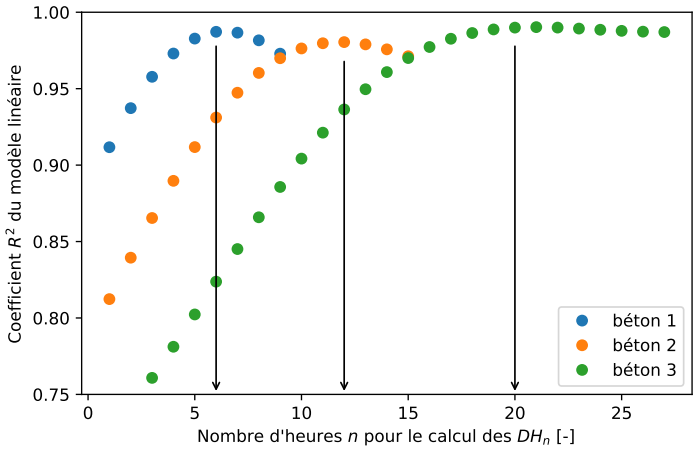


Figure 3 : Coefficient R^2 du modèle linéaire en fonction du nombre d'heures n antérieures à l'instant où ϕ_{PT} est calculé.

Ce résultat s'explique par le temps caractéristique de diffusion entre les différents bétons $t^* = \frac{e^2}{\alpha}$ [s]. Le calcul de ce temps caractéristique pour $e_b = 15$ [cm], correspondant à l'épaisseur des parois, est synthétisé dans la Table 3 et comparé avec le nombre d'heures n utilisé pour le calcul des degrés-heures donnant la meilleure corrélation. On constate que les valeurs de t^* et n sont relativement proches.

	Type	α [m^2.s^{-1}]	t^* [h]	n [h]
Béton 1	plein armé	$1 \cdot 10^{-6}$	6	6
Béton 2	plein	$7.7 \cdot 10^{-7}$	8	12
Béton 3	pouzzolane caverneux	$3.3 \cdot 10^{-7}$	19	20

Tableau 3 : Comparaison du temps caractéristique de diffusion t^* et du nombre d'heures n donnant le meilleur R^2.

3. RECONSTITUTION DU FLUX ϕ_{PT} À PARTIR DES DEGRÉS-HEURES

Dans les sections suivantes, on analyse successivement la précision de la méthode proposée sous l'angle du coefficient de corrélation, puis de l'erreur.

3.1. PRÉCISION DE LA MÉTHODE

En utilisant les nombre d'heures n obtenus précédemment, on calcule les coefficients de corrélation du modèle pour les trois ponts thermiques, consignés dans la Table 4.

Dans l'optique d'une utilisation pratique de la méthode présentée ici, on calcule également le coefficient de corrélation uniquement avec les DH_6, indépendamment du nombre d'heures antérieures qui maximise le coefficient R^2. Ceci afin de limiter le nombre de coefficients à calculer ainsi que le nombre de variantes de somme de degrés-heures.

Dans les deux cas, les coefficients de corrélation sont bons : supérieurs à $R^2 = 0.97$ pour le nombre d'heures qui maximise la corrélation et supérieur à $R^2 = 0.8$ pour les DH_6, ce qui est sensiblement meilleur que la corrélation du ψ permanent déterminée en Section 2.3.Dans un souci d'applicabilité pratique de la méthode, afin de ne pas multiplier les coefficients, on se base pour la suite des travaux sur les DH_6 uniquement.

Type	R^2 max	R^2 avec DH_6 [W.m^{-1}]
Béton 1 - plein armé	0.987 $(n = 6)$	0.987
Béton 2 - plein	0.980 $(n = 12)$	0.931
Béton 3 - pouzzolane caverneux	0.990 $(n = 20)$	0.824

Tableau 4 : *Comparaison des résultats obtenus avec le modèle issu de l'équation (5) pour le nombre optimal de degrés-heures n et pour les DH_6.*

Deux exemples de résultat de reconstitution du flux sont présentés sur la Figure 4, qui présente, à gauche les flux obtenus avec l'équation (5) ainsi que le flux calculé par la méthode de la RT pour la configuration de pont thermique avec le béton 2, versus la solution de référence en volumes finis transitoires. Sur la droite de la Figure 4, on observe l'évolution temporelle du flux ϕ_{PT} sur trois journées d'août. On constate que les dynamiques et amplitudes sont mieux respectées avec l'approche proposée qu'avec la méthode réglementaire.

Les coefficients de l'équation (5) obtenus en utilisant les DH_6 sont résumés dans la Table 5.

Type	ψ^* [W.m^{-1}.K^{-1}.h^{-1}]	ϕ_0 [W.m^{-1}]
Béton 1 - plein armé	0.1891	-0.349
Béton 2 - plein	0.1594	-0.701
Béton 3 - pouzzolane caverneux	0.0481	-0.401

Tableau 5 : *Présentation des coefficients (ψ^*, ϕ_0) obtenus pour chaque configuration avec les DH_6.*

3.2. COMPARAISON DE L'ERREUR COMMISE SUR L'ÉNERGIE

On compare dans cette section les énergies obtenues à partir de la somme des déperditions (flux négatifs), versus la solution numérique $E = \sum_{i=1}^{8760} \phi_{PT}(i)$ [kWh.m^{-1}] qui sert de référence.

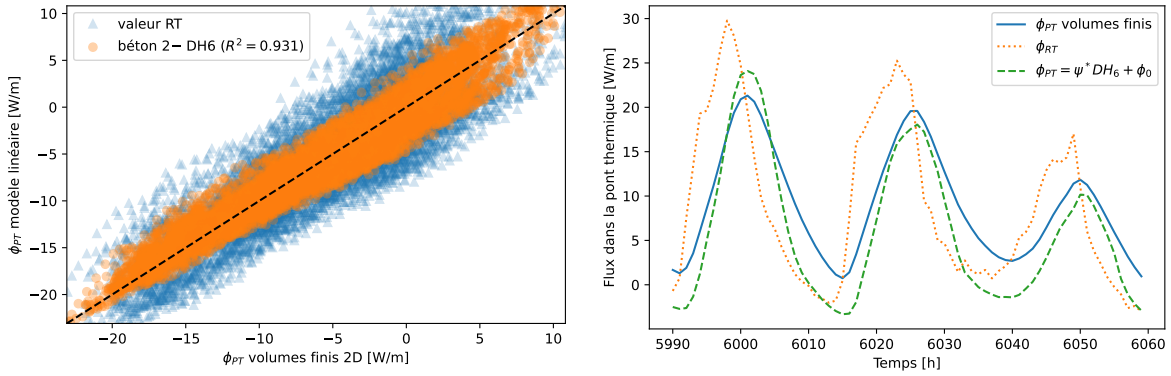


Figure 4 : *Flux dans le pont thermique du béton 2 reconstitué par la méthode classique et avec l'approche proposée, en utilisant les DH_6 dans l'Équation (5) (gauche) & Évolution temporelle du flux reconstitué pour le béton 1 (droite).*

L'énergie E_{RT} est celle calculée avec les coefficients ψ constants selon la méthode réglementaire, tandis que l'énergie calculée avec la méthode proposée ici est notée $E_{\mathrm{DH_6}}$. Les résultats résumés dans la Table 6 montrent que l'erreur ε est divisée par un facteur 10 à 20 par rapport à la RT, même si en valeur absolue elle est modeste (inférieure à 5%).

	[kWh.m^{-1}]			[%]	
Type	E	E_{RT}	$E_{\mathrm{DH_6}}$	ε_{RT}	$\varepsilon_{\mathrm{DH_6}}$
Béton 1 - plein armé	-65.3	-67.1	-65.5	$+2.8$	$+0.3$
Béton 2 - plein	-58.0	-60.5	-58.1	$+4.3$	$+0.2$
Béton 3 - pouzzolane caverneux	-19.1	-20	-19.0	$+4.7$	-0.5

Tableau 6 : *Comparaison des énergies calculées pour les flux négatifs (déperditions).*

Pour le cas des flux positifs, la Table 7 montre des résultats plus contrastés : si en valeur absolue, pour les températures mesurées à Rennes en 2023, les énergies reçues sont de l'ordre du dixième des énergies perdues, l'erreur commise par la méthode réglementaire est importante, avec une surestimation de 30 à 85% des flux transmis vers l'intérieur. La méthode proposée permet de diviser cette erreur par un facteur dix environ, avec -3.3 à 7.7% d'erreur.

	[kWh.m^{-1}]			[%]	
Type	E	E_{RT}	$E_{\mathrm{DH_6}}$	ε_{RT}	$\varepsilon_{\mathrm{DH_6}}$
Béton 1 - plein armé	6.1	7.9	6.3	$+30$	$+3.3$
Béton 2 - plein	4.5	7.1	4.7	$+58$	$+4.4$
Béton 3 - pouzzolane caverneux	1.3	2.4	1.2	$+85$	-7.7

Tableau 7 : *Comparaison des énergies calculées pour les flux positifs (apports).*

3.3. OUVERTURE SUR LA PRISE EN COMPTE DES FLUX SOLAIRES EN FAÇADE

L'approche présentée ci-dessus pourrait ouvrir la voie à la prise en compte des flux solaires à travers les ponts thermiques, en utilisant la température T_e^* qui provoquerait le même flux

échangé en surface extérieure à la température T, additionnée du flux solaire absorbé $\alpha_{CLO}\varphi$:

$$\begin{aligned} h_e(T_e^* - T) &= h_e(T_e - T) + \alpha_{CLO}\varphi \\ \Leftrightarrow T_e^* &= T_e + \frac{\alpha_{CLO}\varphi}{h_e} \end{aligned}$$

En ajoutant ce terme de flux solaire, reconstruit à partir de `pvlib` (Holmgren et al., 2018) pour une paroi verticale orientée au Sud, et en répétant la démarche d'identification des coefficients ψ^*, ϕ_0 à partir des degrés-heures calculés comme $DH_6 = \sum_{k=1}^{6} \left(T_e^*(t-k) - T_i\right)$, on obtient également des résultats probants, récapitulés dans la Table 8. Pour les trois bétons, l'erreur obtenue est de l'ordre de 2 à 13%, ce qui est très inférieur à l'erreur commise par la méthode réglementaire – dont le flux est ici calculé avec $\psi L_{PT}(T_e^* - T_i)$ à titre de comparaison.

		[kWh.m^{-1}]		[%]		
	Type	E	E_{RT}	E_{DH_6}	ε_{RT}	$\varepsilon_{\text{DH}_6}$
Béton 1	plein armé	10.9	15.2	10.7	+39	−1.8
Béton 2	plein	8.2	13.7	7.5	+67	−8.5
Béton 3	pouzzolane caverneux	2.3	4.5	2.0	+96	−13

Tableau 8 : *Comparaison des énergies pour les flux positifs (apports) avec flux solaire en façade.*

4. CONCLUSION

Dans cette étude, un outil de simulation transitoire de la conduction en 2D a été utilisé pour calculer le flux passant au travers d'un pont thermique. La précision de la méthode réglementaire de calcul du flux de pont thermique a été évaluée et comparée à une méthode originale prenant en compte les degrés-heures précédent l'instant où ce flux est calculé. La méthode proposée, qui utilise une relation linéaire du type $\phi_{PT} = \psi^* DH_6 + \phi_0$ améliore la prédiction de l'énergie transitant par le pont thermique d'un facteur 10 par rapport à la méthode réglementaire. Ces travaux préliminaires doivent être suivis d'une démonstration de la pertinence de la méthode sur d'autres ponts thermiques et d'autres fichiers météorologiques sensiblement différents.

À condition de disposer des coefficients tabulés (ψ^*, ϕ_0) de pont thermique, les avantages de la méthode sont liés à sa simplicité de mise en œuvre : le calcul des degrés-heures précédents n'est pas un obstacle et l'intégration du modèle dans les outils de STD existants est simple (pour `EnergyPlus` elle est immédiate, tandis que pour les autres outils comme Pléaides-COMFIE elle requiert une modification marginale du code). Par ailleurs, la possibilité d'inclure l'effet des flux solaires *via* les degrés-heures en température équivalente de surface T_e^* est une originalité de la méthode. En effet ces flux incidents sont déterminés d'office pour les paroi extérieures dans les logiciels de STD : ils gagneraient à être pris en compte dans les calculs de pont thermique (pour les cas simulés ici, la quantité d'énergie transmise en été double lorsque les flux solaires sont pris en compte).

En termes de perspectives, les test menés en marge de ce travail on montré que la méthode fonctionne assez mal pour les ponts thermiques non-isolés, ainsi les effets de l'inertie et du niveau d'isolation sont à investiguer. Par ailleurs la méthode gagnerait nettement en précision à conserver un nombre de degrés-heures proche du temps caractéristique t^* du pont thermique, ainsi la détermination d'un nombre de degrés-heures en fonction d'une classe d'inertie quantifiée serait intéressante. Cette piste permettrait sans doute de lier l'inertie et la résistance intrinsèque du pont thermique avec la valeur ψ^*.

BIBLIOGRAPHIE

Ge, H. and Baba, F. (2015). Dynamic effect of thermal bridges on the energy performance of a low-rise residential building. *Energy and Buildings*, 105 :106–118.

Holmgren, W. F., Hansen, C. W., and Mikofski, M. A. (2018). pvlib python : A python package for modeling solar energy systems. *Journal of Open Source Software*, 3(29) :884.

Quinten, J. and Feldheim, V. (2016). Dynamic modelling of multidimensional thermal bridges in building envelopes : Review of existing methods, application and new mixed method. *Energy and Buildings*, 110 :284–293.

Ribault, C. (2017). *Méthode d'optimisation multicritère pour l'aide à la conception des projets de densification urbaine*. PhD thesis, Université de Lyon.

Rieser, T. (2012). Les ponts thermiques dans les bâtiments performants. *Mutuelle des Architectes Français assurances*, 17 :1–12.

Roux, J.-J. and Kuznik, F. (2024). Std : Etat de l'art et bon usage des modèles des ponts thermiques et des parois hétérogènes 3d. In *Conférence IBPSA France-La Rochelle Oléron-2024*.

Th-U, R. (2005a). Réglementation Thermique 2005 – Fascicule 2 : Matériaux. Technical report.

Th-U, R. (2005b). Réglementation Thermique 2005 – Fascicule 5 : Calcul des ponts thermiques. Technical report.

Walther, E., Azam, M.-H., and Arenas-Leurent, M. (2025). Vers une valeur transitoire du coefficient ψ de pont thermique ? In *33ème Congrès Français de Thermique*.

Modèle thermo-hydrique pour la simulation des températures de surface de sol en environnement urbain

Édouard Walther [*1,2], Mateusz Bogdan[3], Guilhem Cottet[2]

[1]INSA Strasbourg, 24 Boulevard de la Victoire
67000 Strasbourg (France)
[2] Université de Strasbourg, INSA Strasbourg, CNRS, ICube Laboratory UMR 7357
Strasbourg, France
[3] AREP L'hypercube, 16 avenue d'Ivry
75013 Paris (France)
[*](Corresponding author : `edouard.walther@insa-strasbourg.fr`**)**

RÉSUMÉ. Au cours de la dernière décennie, de nombreux outils ont été développés pour simuler le confort thermique en environnement extérieur, notamment à travers l'estimation des températures de surface des sols. Ces approches couvrent un large spectre de complexité, depuis des modèles microclimatiques détaillés jusqu'à des outils plus simplifiés destinés aux phases amont de conception. Le plugin ICETool de QGIS s'inscrit dans cette seconde catégorie en proposant une estimation rapide des températures de surface selon les choix d'aménagement. Dans ce contexte, ce travail propose une amélioration de son modèle de sol. Un modèle numérique du comportement thermique du sol est introduit, ainsi qu'un modèle hydrique permettant de représenter l'évolution de l'humidité pour les sols perméables.

MOTS-CLÉS. modèle de sol, transferts couplés chaleur–humidité, résolution numérique

ABSTRACT. Over the past decade, numerous tools have been developed to simulate outdoor thermal comfort, notably through the estimation of ground surface temperatures. These approaches span a wide range of complexity, from detailed microclimatic models to simplified tools intended for early design studies. The ICETool plugin for QGIS belongs to this latter category, providing rapid estimates of surface temperatures depending on urban design choices. In this context, this work proposes an improvement of its ground model. A numerical model of soil thermal behaviour is introduced together with a hydrological model describing moisture dynamics in permeable soils.

KEYWORDS. ground model, coupled heat and moisture transfer, numerical resolution

1. INTRODUCTION

La demande croissante pour des simulations de l'impact d'aménagements extérieurs sur le confort thermique a conduit au développement de nombreux outils permettant d'obtenir, avec divers degrés de précision dans les méthodes : modélisation microclimatique complète avec transferts radiatifs et aéraulique anisotherme (Solene Microclimat, Laser/F, ENVI-met), modèles complets avec simulation aéraulique isothermes (Eddy3D, couplages avec TRNSYS ou EnergyPlus), approches simplifiées mêlant modèles zonaux et bilans radiatifs détaillés (UMEP).

À un niveau de détail inférieur, le plugin *ICE-Tool* de QGIS permet a été développé en France dans les dernières années pour donner une estimation des températures de surface en fonction du type d'aménagement urbain choisi. Il permet de définir rapidement et à moindre coût les effets des choix de conception, en donnant un ordre de grandeur de la température de surface de sol atteinte par chaque revêtement. Le problème de transfert de chaleur est cependant

approximé par une succession de régimes permanents sur une journée avec une approche 1D. L'objectif du présent travail est de proposer une amélioration du modèle de calcul sur deux aspects : d'une part en réalisant un intégration numérique du problème de thermique transitoire avec les équations gouvernantes usuelles et d'autre part en ajoutant l'impact des précipitations et de l'évapotranspiration de surface au modèle.

Dans la suite on décrit les modèles choisis pour les sols imperméables puis perméables.

2. CAS DES SOLS IMPERMÉABLES

Pour les sols couverts d'une couche imperméable, la teneur en eau w est supposée constante. Dans le massif on résout classiquement l'équation de la chaleur :

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\big(\alpha(w)\frac{\partial T}{\partial z}\big) \tag{1}$$

Où $\alpha(w)$ est la diffusivité dépendant de la teneur en eau du sol w [m^3.m^{-3}] telle que $\alpha = \frac{\lambda(w)}{\rho C_p}$. Les caractéristiques apparentes du sol sont calculées à partir des propriétés du sol sec indicées d (pour *dry*) et des propriétés de l'eau indicées w (pour *water*) :

$$\rho C_p \;=\; w\rho_w C_{pw} + (1-w)\rho_d C_{pd} \tag{2}$$

La conductivité apparente $\lambda(w)$ est donnée par une loi linéaire (Loukili et al., 2008), avec λ_s [W.m^{-1}.K^{-1}] la conductivité du sol saturé :

$$\lambda(w) \;=\; \lambda_d + w(\lambda_s - \lambda_d) \tag{3}$$

À la condition limite en surface, le sol échange par convection avec l'air à T_a et par rayonnement de grande longueur d'onde avec le ciel à T_c ainsi que les parois environnantes supposées à T_a également. En présence de flux solaire, celui-ci est absorbé avec un facteur $\alpha\varphi$ [W.m^{-2}]. Lors d'événements de pluvieux, on affecte un coefficient convectif élevé et la température d'air est remplacée par la température humide, à l'instar de la méthode utilisée dans (DOE, 2025). Le flux de vapeur lié à l'évaporation après la pluie j est calculé avec l'analogie des transferts de masse et de chaleur, en tenant compte d'un coefficient de ruissellement (les valeurs moyennes de $C_r = 0.8$ pour les sols imperméables et $C_r = 0.2$ pour les sols perméables sont choisies).

$$-\lambda(w)\frac{\partial T}{\partial z}\Big|_{z=0} = h_c(T_a - T) + \alpha\varphi + jL_v \tag{4}$$

Pour simplifier la mise en œuvre de la condition limite, on introduit d'une part la notion de température d'air équivalente T_a^* qui provoquerait le même échange que la convection avec l'air à T_a additionnée au flux solaire absorbé. D'autre part la contribution du ciel T_c puis des bâtiments alentour supposés être à la température T_a. La Figure 1 illustre ces différents termes.

Pour la température équivalente T_a^*, le bilan d'énergie avec la surface du sol à T donne :

$$h_c(T_a - T) + \alpha\varphi \;=\; h_c(T_a^* - T) \tag{5}$$

$$T_a^* \;=\; T_a + \frac{\alpha\varphi}{h_c} \tag{6}$$

De même pour l'influence du ciel avec un facteur de forme F_c et des bâtiments adjacents dont le facteur de forme est considéré comme $1 - F_c$ on obtient en linéarisant le rayonnement de grande longueur d'onde à l'aide d'un coefficient $h_r[W.m^{-2}.K^{-1}]$:

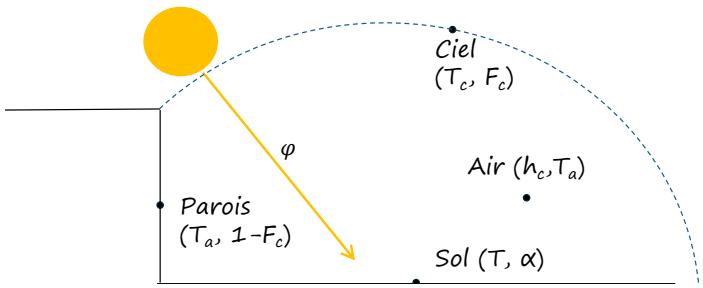


Figure 1 : *Représentation du problème pour le calcul de la température équivalente* T^*.

$$h_c(T_a^* - T) + h_r F_c(T_c - T) + h_r(1 - F_c)(T_a - T) = (h_c + h_r)(T^* - T) \quad (7)$$

$$h_c T_a^* + h_r F_c T_c + h_r(1 - F_c)T_a = (h_c + h_r)T^* \quad (8)$$

$$\frac{h_c T_a^* + h_r F_c T_c + h_r(1 - F_c)T_a}{h_c + h_r} = T^* \quad (9)$$

3. CAS DES SOLS PERMÉABLES

Pour les sols perméables, afin de classifier les types de sols, on reprend la méthode du Département de l'Agriculture des États-Unis (USDA, 2024), qui fournit une classification en fonction de leur teneur en sable, argile et limon. En termes de phénomènes physiques, on vise ici à inclure l'évolution temporelle de la teneur en humidité volumique w [m^3.m^{-3}], calculée à partir de l'équation de Richards telle que présentée dans (Tjernström, 1989) :

$$\frac{\partial w}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left(D(w)\frac{\partial w}{\partial z}\right) + \frac{\partial K(w)}{\partial z} \quad (10)$$

Où la diffusivité D [m^2.s^{-1}] et la conductivité hydraulique K [m.s^{-1}] sont définies d'après (Tjernström, 1989) par des fonctions de la forme (11) et (12), l'indice s représentant les propriétés à saturation – le coefficient b est donné en fonction du matériau d'après la table de (Clapp and Hornberger, 1978).

$$D(w) = -\frac{bK_s\psi_s}{w}\left(\frac{w}{w_s}\right)^{b+3} \quad (11)$$

$$K(w) = K_s\left(\frac{w}{w_s}\right)^{2b+3} \quad (12)$$

avec K_s est la conductivité hydraulique et ψ_s est la succion matricielle à saturation.

La condition limite en surface est choisie à partir du paramètre de Halstead h_a, qui pondère l'humidité w de la première maille par un facteur limitant l'évaporation en cas de sol sec :

$$h_a = \min(1, \frac{w}{w_s}) \quad (13)$$

$$w_g = h_a w_{sat}(T) + (1 - h_a)w \quad (14)$$

On peut ensuite calculer le flux de vapeur échangé à partir de la différence de pression de vapeur avec l'air ambiant p_{va} et le sol à p_{vg} :

$$j = \frac{\beta M_v}{RT}(p_{va} - p_{vg}) = h_m(p_{va} - p_{vg}) \quad (15)$$

Le coefficient de transfert de masse β [m.s^{-1}] est calculé comme suit (Sacadura et al., 2015) :

$$h_m = \frac{M_v}{RT}\frac{h_c}{\rho_a C_{pa} L_e^{2/3}} \simeq 6.9 \cdot 10^{-9} \times h_c \text{ [kg.m}^{-2}\text{.s}^{-1}\text{.Pa}^{-1}\text{]} \tag{16}$$

3.1. RÉSOLUTION NUMÉRIQUE : MAILLAGE ADOPTÉ ET VÉRIFICATION

On choisit un maillage à pas variable pour la résolution numérique, en suivant une suite géométrique. La profondeur p du modèle est donc définie par le facteur d'expansion q, le nombre de maille n et la première maille Δz_0 :

$$p = \Delta z_0 \frac{1-q^n}{1-q} \tag{17}$$

À titre d'exemple, en prenant comme facteur d'expansion convenable pour les problèmes liés à l'énergie transitant dans le sol $q = 1.1$ (Striegel, 2024), on obtient avec une première maille de taille $\Delta z_0 = 1$ [cm] un nombre $n = 46$ nœuds au lieu de $\frac{10}{0.01} = 1000$ nœuds avec une discrétisation régulière. Les sols urbains qui sont l'objet du présent développement sont par nature constitués de couches hétérogènes, ainsi lorsque l'épaisseur d'une couche p est connue on fixe n et on résout numériquement l'équation en q formée par (17).

Un modèle en volumes fini avec la méthode d'Euler implicite est adopté afin de s'affranchir de la condition de stabilité du schéma d'intégration. Pour le problème de thermique, d'autres schémas sont plus performants (Mendes et al., 2019), cependant par simplicité algorithmique on conserve ici le modèle implicite afin de pouvoir résoudre l'équation de Richards pour les sols perméables avec la même architecture de code et discrétisation.

La vérification du modèle *versus* une solution analytique est présentée sur la Figure 2.

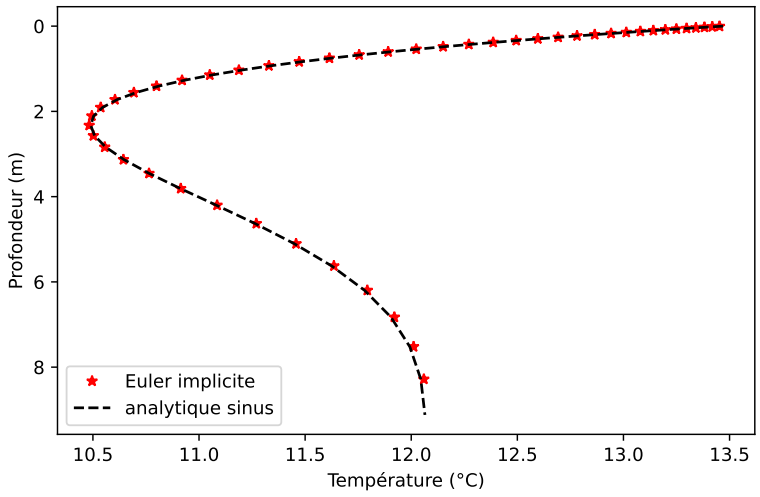


Figure 2 : Comparaison entre résolution numérique et solution analytique $T(z,t) = \bar{T} + \Delta T e^{-z\sqrt{\frac{\omega}{2\alpha}}} \sin(\omega t - \tau - z\sqrt{\frac{\omega}{2\alpha}})$ *pour une température de surface sinusoïdale imposée telle que* $T_a = \bar{T} + \Delta T \sin(\omega t - \tau)$.

4. EXEMPLE D'APPLICATION

Un exemple de résultat pour un sol imperméable fictif composé de 3 cm d'asphalte, 15 cm de sable et d'argile pour le reste du modèle est donné sur la Figure 4, qui représente la température

d'air extérieur et la température de surface durant la troisième semaine de Juin pour le fichier météorologique de Lyon-Bron (format EPW tiré de *Metenonorm 7*).

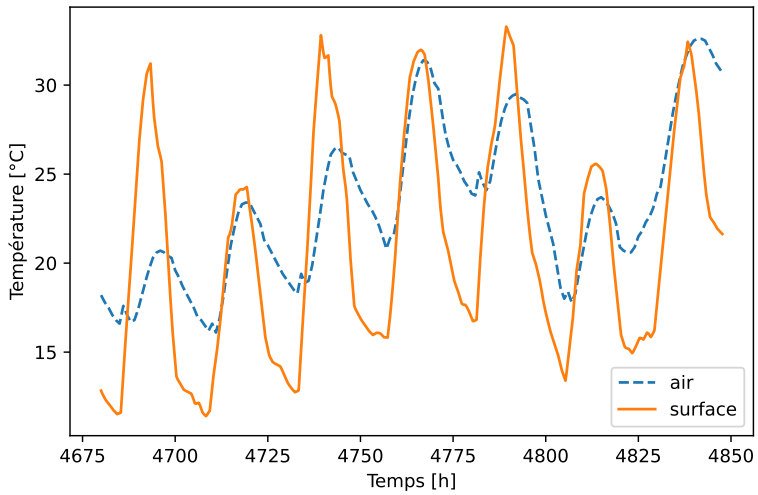


Figure 3 : *Évolution des températures d'air et de surface de sol sur la 3e semaine de Juin (fichier .epw de Lyon-Bron).*

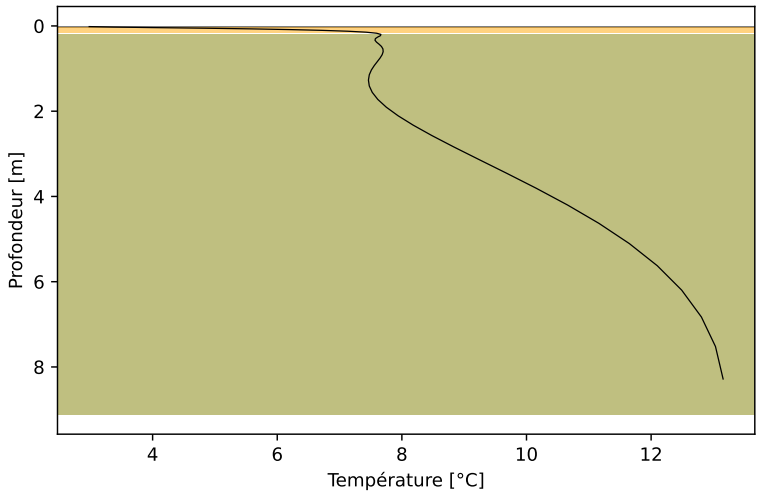


Figure 4 : *Profil des températures dans le sol au 31/12 (fichier .epw de Lyon-Bron).*

5. CONCLUSION

Dans ce travail, deux modèles 1D de sol sont proposés dans l'optique d'améliorer le calcul de la température de surface en environnement urbain par le plugin *ICETool* de QGIS. Un modèle numérique implicite à pas variable avec résolution de l'équation de la chaleur est mis en œuvre pour les sols perméables. Pour les sols imperméables, l'équation de Richards est résolue en parallèle de l'équation de la chaleur.

En termes de perspectives, le modèle devrait idéalement passer les fourches caudines de la validation expérimentale. Le modèle rudimentaire pour l'évaporation en surface pourrait également être amélioré. Par ailleurs, le choix de l'équation de Richards peut être critiqué car d'une

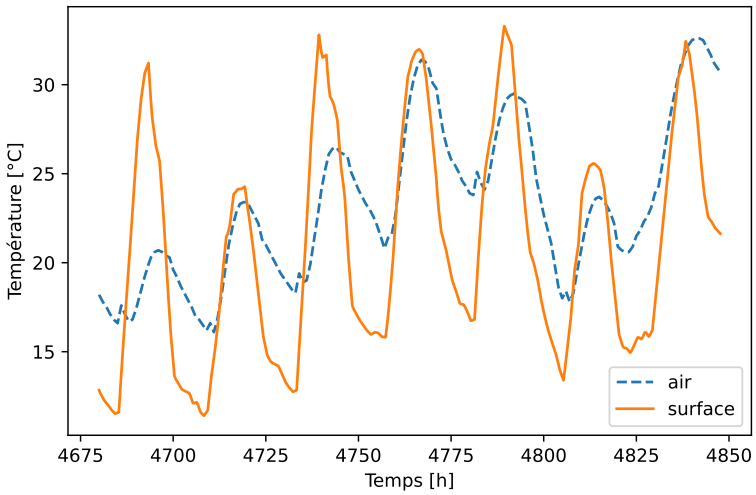


Figure 5 : *Évolution des températures d'air et de surface de sol sur la 3e semaine de Juin (fichier* `.epw` *de Lyon-Bron).*

part la loi de Darcy, sur laquelle elle repose en partie, est valide pour des écoulements en milieu saturé, et d'autre part la courbe de succion est mesurée à l'équilibre alors que les phénomènes modélisés peuvent être rapides, comme l'infiltration d'une averse (Hassanizadeh, 2006). Enfin, à l'échelle microscopique, les gradients aux interfaces entre l'eau, l'air et le solide ne sont pas pris en compte.

D'autres constats pratiques s'ajoutent à la critique du modèle :

— bien souvent le type de sol sous la surface est inconnu et dans tous les cas l'hypothèse de milieu homogène est mise à l'épreuve de la présence de fissures qui provoquent des écoulements préférentiels ;

— la qualité de mesure et la représentativité des précipitations dans les fichiers météorologiques est une gageure, cette grandeur n'étant souvent pas disponible dans les fichiers EPW et avec une variabilité spatiale importante ;

— le temps de calcul ne doit pas être un frein à l'utilisation de l'outil qui est une estimation approchée.

À la lueur de ces éléments, la pertinence du raffinement du modèle peut être discutée. Néanmoins, dans le cadre d'études de variantes d'aménagement extérieur, l'outil existant sert déjà de support de discussion entre acteurs du projet et l'amélioration proposée du modèle permettra de fournir de meilleurs ordres de grandeur des différences de température de surface entre variantes de conception. Par ailleurs, parmi les utilisations à venir du modèle développé, une partie sera dédiée à quantifier quel est l'impact de la méconnaissance du type de sol sur la température de surface.

BIBLIOGRAPHIE

Clapp, R. B. and Hornberger, G. M. (1978). Empirical equations for some soil hydraulic properties. *Water resources research*, 14(4) :601–604.

DOE (2025). EnergyPlus 25.1 Engineering Reference. Technical report.

Hassanizadeh, S. (2006). Critical evaluation of richards' equation for unsaturated flow in soil. In *AGU Fall Meeting Abstracts*, volume 2006, pages H54A–05.

Loukili, Y., Woodbury, A. D., and Snelgrove, K. R. (2008). SABAE-HW : An enhanced water balance prediction in the Canadian Land Surface Scheme compared with existing models. *Vadose Zone Journal*, 7(3) :865–877.

Mendes, N., Chhay, M., Berger, J., and Dutykh, D. (2019). *Numerical methods for diffusion phenomena in building physics*. Springer.

Sacadura, J.-F. et al. (2015). *Transferts thermiques : Initiation et approfondissement*. Lavoisier – Tec&Doc.

Striegel, L. (2024). *Etudes numérique et expérimentale de récupérateurs d'eaux pluviales enterrés géothermiques pour le rafraîchissement passif des bâtiments*. PhD thesis, Université de Strasbourg.

Tjernström, M. (1989). Some tests with a surface energy balance scheme, including a bulk parameterisation for vegetation, in a mesoscale model. *Boundary-layer meteorology*, 48(1) :33–68.

USDA (2024). Soil texture calculator. Technical report, US Department of Agriculture.

Évaluation de modèles dynamiques simplifiés de parc de bâtiments de bureaux pour le développement de stratégies de pilotage à grande échelle

Wafa YAHYA*[1,2], Antoine LECONTE[1], Julien RAMOUSSE[2]

[1] Univ . Grenoble Alpes, CEA, Liten, Campus Ines, 73375 Le Bourget du Lac, France
***wafa.yahya@cea.fr**

[2] LabOratoire proCédés énergIe bâtimEnt (LOCIE), UMR 5271 Université Savoie Mont Blanc-CNRS, 60 avenue du lac Léman – 73376 Le Bourget-du-Lac Cedex

RESUME. Le secteur du bâtiment étant le premier consommateur d'énergie à l'échelle mondiale, le potentiel de flexibilité du parc de bâtiments est considérable, particulièrement lors des pointes de consommation ou en cas de risque de défaillance des réseaux. Cette étude propose une méthodologie de génération de modèles pour représenter la consommation énergétique d'un parc de bâtiments tertiaires français, fondée sur des modèles thermiques RC paramétrés par la méthode réglementaire 3CL-DPE. Quatre bâtiments de bureaux de référence, représentatifs de quatre époques de construction tirées de la base PROFEEL, sont caractérisés à partir d'une géométrie explicite parallélépipédique. 108 simulations annuelles sont générées en faisant varier le scénario d'occupation, la consigne thermique et le climat (Nantes, Nice, Strasbourg). Les résultats sont comparés à la distribution DPE du parc de bureaux français (OID 2017), confirmant la cohérence des estimations des besoins énergétiques de ces bâtiments. Les limites du modèle 1R1C notamment pour les bâtiments récents justifient le passage au modèle 2R2C pour une analyse de flexibilité dynamique visant une répartition équitable à l'échelle du parc.

MOTS-CLÉS : modélisation thermique RC, flexibilité énergétique, parc de bâtiments tertiaires.

ABSTRACT. The building sector being the largest energy consumer worldwide, the flexibility potential of the building stock is considerable, particularly during peak demand periods or in the event of network failure risks. This study proposes a methodology for generating models to represent the energy consumption of a portfolio of French tertiary buildings, based on RC thermal models parameterized using the 3CL-DPE regulatory method. Four reference office buildings, representative of four construction periods drawn from the PROFEEL database, are characterized using explicit parallelepipedic geometry. 108 annual simulations are generated by varying the occupancy scenario, thermal setpoint, and climate file (Nantes, Nice, Strasbourg). Results are compared against the OID 2017 DPE distribution for French office buildings, confirming the consistency of the energy demand estimates for these buildings. The limitations of the 1R1C model, particularly for recent buildings, justify the transition to the 2R2C model for a dynamic flexibility analysis aiming at an equitable distribution across the building portfolio.

KEYWORDS: RC thermal modelling, energy flexibility, tertiary building stock.

1. INTRODUCTION

Le secteur du bâtiment représente un levier majeur pour la flexibilité des réseaux énergétiques, particulièrement face au développement des énergies renouvelables intermittentes. À l'échelle d'un parc de bâtiments tertiaires hétérogènes, le développement de stratégies de pilotage à grande échelle soulève une problématique de modélisation spécifique : disposer de modèles suffisamment réalistes pour capturer la dynamique thermique et évaluer le confort des occupants, tout en restant compatibles avec des temps de calcul acceptables et paramétrables à partir de données souvent incomplètes — particulièrement pour le parc tertiaire français. Face à cette problématique, plusieurs approches ont été proposées dans la littérature. Les modèles RC simplifiés constituent une voie reconnue pour répondre à

ce compromis précision/complexité [Berthou et al., 2015 ; ISO 52016]. Leur principal avantage est leur faible coût computationnel et leur paramétrage à partir de données typologiques, sans recourir à des données détaillées de type BIM. Cependant, leur validation reste souvent limitée à l'échelle individuelle ou à des typologies résidentielles, avec peu d'applications au parc tertiaire français [Nguyen, 2021]. Par rapport à ces travaux, la présente démarche se distingue par l'utilisation systématique de la méthode réglementaire française 3CL-DPE, garantissant une cohérence avec le cadre normatif national et une applicabilité directe aux données disponibles pour le parc tertiaire.

Dans ce cadre, cet article présente une première étape méthodologique : la construction d'une base de modèles thermiques RC pour un parc de bâtiments tertiaires, à partir de la méthode 3CL-DPE [MTE, 2021]. Le modèle 1R1C est retenu comme point de départ, afin d'évaluer les limites de cette représentation simplifiée, avant d'envisager une complexification vers des modèles d'ordre supérieur (2R2C). 108 simulations annuelles sont générées pour quatre typologies de bâtiments représentatifs, en faisant varier le scénario d'occupation, la consigne thermique et le climat. Les résultats sont comparés à la distribution DPE du parc réel (OID 2017).

2. METHODOLOGIE

2.1. BATIMENTS DE REFERENCE

Quatre bâtiments de bureaux sont sélectionnés pour représenter quatre époques de construction du parc tertiaire français définies dans la base PROFEEL (AQC/Pouget Consultants, 2021) (Tableau 1). Afin de permettre une comparaison directe entre époques, une surface de référence identique de 100 m² est retenue pour l'ensemble des bâtiments. Leurs paramètres thermiques sont calculés à partir de la méthode 3CL-DPE en utilisant les caractéristiques constructives typiques issues de la fiche PROFEEL.

Paroi	Matériau — Épaisseur	Bat. 1 (< 1946)	Bat. 2 (1946–1974)	Bat. 3 (1975–2000)	Bat. 4 (> 2000)
Mur	Couche ext.	Moellon 45 cm	Béton 20 cm	Parpaing 25 cm	Brique 24 cm
	Isolation	—	Lame d'air 5 cm	Isolant 6 cm	Isolant 11 cm
	Couche int.	Plâtre 1 cm	Plâtre 2,5 cm	Plâtre 1,3 cm	Plâtre 1,5 cm
Plancher bas	Couche struct.	Béton 15 cm	Mortier 15 cm	Béton 15 cm	Béton 24 cm
	Isolation	—	—	Isolant 6 cm	Isolant 5 cm
	Finition	Carrelage 2,5 cm	Carrelage 2,5 cm	Carrelage 2,5 cm	—
Plancher haut	Couche struct.	Bois 2,5 cm	Béton 20 cm	Béton 20 cm	Béton 24 cm
	Isolation	—	—	Isolant 5 cm	Isolant 9 cm
Vitrage	U_vitrage (W/m²K)	5,69	1,69	1,69	1,39
Ventilation	TRA (vol/h)	1,0	0,80	0,60	0,50

Tableau 1 : Compositions des parois par époque de construction (source : PROFEEL).

2.2. HYPOTHESES DE MODELISATION DU BATI

Les principales hypothèses adoptées dans le modèle numérique sont résumées ci-dessous. Elles portent sur la géométrie, les conditions aux limites, la discrétisation temporelle et le traitement des parois.

- Géométrie « boite à chaussure » : le bâtiment est représenté par un volume parallélépipédique homogène, avec des dimensions communes à tous les bâtiments de référence : longueur L = 10 m, largeur l = 10 m, hauteur sous plafond h = 3 m, sur un seul étage (surface de référence 100 m²). Les vitrages sont répartis uniformément sur les quatre façades avec un taux de vitrage de 27 % par orientation, conformément aux fiches PROFEEL.
- Données météorologiques : les simulations reposent sur des fichiers météorologiques au format EPW. Trois zones climatiques contrastées sont utilisées — Nantes (zone H2, climat océanique), Nice (zone H3, climat méditerranéen) et Strasbourg (zone H1, climat continental) — afin de couvrir la diversité climatique du territoire français et de permettre une comparaison des résultats avec les statistiques nationales.
- Consignes thermiques : trois scénarios de consignes sont définis, distinguant les périodes d'occupation et d'inoccupation : un niveau bas (19 °C / 13 °C), un niveau moyen (21 °C / 15 °C) et un niveau haut (23 °C / 17 °C).
- Résistances thermiques superficielles (ISO 6946 :2017) : R_{si} = 0,13 m²K/W et R_{se} = 0,04 m²K/W sont appliquées à toutes les parois.
- Déperditions par le plancher bas : la norme (EN ISO 13370) propose des formules permettant d'estimer les déperditions thermiques vers le sol en considérant la température extérieure comme variable (et non pas une température de sol). La formule pour un plancher en terreplein est considérée dans ce cas. Elle consiste globalement à ajouter la résistance d'une couche de sol d'épaisseur caractéristique définie selon l'épaisseur de mur et les dimensions du plancher.
- Capacité thermique (EN ISO 10456) : calculée couche par couche pour les parois opaques (mur, plancher bas, plancher haut) à partir des compositions PROFEEL.
- Infiltrations d'air : modélisées par H_{inf} [W/K] = TRA [vol/h] × V [m³] × 0,34 où V [m³] est le volume du bâtiment et $0{,}34 \approx \rho_{air} \times c_{p,air} / 3600$ (RT2012). Le TRA est déterminé selon la classe d'étanchéité du bâtiment : les valeurs retenues pour les quatre typologies (Tableau 1) sont issues des valeurs par défaut pour les bâtiments de bureaux selon NF EN 12831 et NF P52-612/CN, reflétant l'amélioration progressive de l'étanchéité à l'air avec les réglementations thermiques successives.

2.3. CALCUL DES RESISTANCES ET CAPACITES EQUIVALENTES

Les valeurs élevées des coefficients de transmission thermique des planchers bas et haut pour les bâtiments antérieurs à 1975 reflètent l'absence d'isolation thermique caractéristique de ces époques de construction, conformément aux données PROFEEL. Ces valeurs correspondent à des planchers et plafonds en béton non isolés, sans doublage intérieur. Le Tableau 2 présente pour chaque paroi les transmittances équivalentes Ueq qui intègrent les résistances superficielles de convection intérieure et extérieure (ISO 6946 :2017), ainsi qu'une résistance équivalente de sol R_{sol} = 1,32 m²K/W pour le plancher bas (EN ISO 13370). La résistance thermique globale R est ensuite calculée en agrégeant les contributions des parois opaques, vitrées et de la ventilation. La capacité thermique C est calculée couche par couche à partir des compositions PROFEEL (masse volumique, chaleur spécifique et épaisseur de chaque matériau selon EN ISO 10456), assurant une différenciation entre époques constructives sans recourir à des valeurs forfaitaires.

Paramètre	Unité	Bat. 1	Bat. 2	Bat. 3	Bat. 4
Ueq_mur	W/m²K	2.23	0.84	0.52	0.33
Ueq_pb	W/m²K	0.64	0.62	0.33	0.26
Ueq_ph	W/m²K	2.97	3.52	0.66	0.39
Ueq_vitrage	W/m²K	2.89	1.31	1.31	1.12
H_ventil	W/K	100.4	80.32	60.24	50.2
R_total	K/W	$1{,}33 \times 10^{-3}$	$1{,}63 \times 10^{-3}$	$4{,}02 \times 10^{-3}$	$5{,}48 \times 10^{-3}$
C total	J/K	$4{,}33 \times 10^{7}$	$1{,}27 \times 10^{8}$	$1{,}26 \times 10^{8}$	$1{,}56 \times 10^{8}$

Tableau 2 : Paramètres thermiques globaux.

2.4. MODELES THERMIQUES 1R1C ET 2R2C

Modèle 1R1C : Le modèle 1R1C décrit la dynamique thermique d'un volume unique à travers l'équation différentielle suivante, résolue par discrétisation Euler explicite au pas de temps de 10 minutes sur une année complète :

$$C\frac{dT_{air}}{dt} = \frac{T_{ext} - T_{air}}{R} + \Phi_{HC} + \Phi_{sol} + \Phi_{int}$$

Où C [J/K] est la capacité thermique totale, R [K/W] la résistance thermique globale, obtenue par association en parallèle des conductances des parois opaques (mur, plancher bas, plancher haut), des vitrages et de la ventilation. Φ_{sol} représente les apports solaires calculés à partir du fichier météo EPW : pour chaque orientation de façade, l'irradiation solaire incidente est décomposée en composantes directe, diffuse et réfléchie, puis multipliée par la surface vitrée correspondante et le coefficient de transmission solaire du vitrage. Φ_{int} regroupe les apports internes (occupants, équipements, éclairage) selon des profils hebdomadaires de 168 heures (la norme NF EN ISO 52016). La puissance de chauffage Φ_{HC} est bornée par une puissance maximale de dimensionnement calculée pour chaque bâtiment et chaque climat selon la norme NF EN 12831 :

$$\Phi_{HC,max} = UA_{global} \times (T_{consigne} - T_{ext,base})$$

Où UA_{global} = 1/R [W/K] est la conductance thermique globale du bâtiment et $T_{ext,base}$ est la température extérieure de base dépendant du climat selon la norme NF EN 12831 : (Nantes : -5°C, Nice : -2°C, Strasbourg : -15°C). Cette borne est appliquée aux deux modèles 1R1C et 2R2C afin de garantir des profils de puissance physiquement réalistes.

Modèle 2R2C : Pour mieux capturer la dynamique thermique des bâtiments, un modèle à deux nœuds de température est introduit avec T_{air} (air intérieur) et T_{env} (enveloppe), via les équations :

$$C_{env}\frac{dT_{env}}{dt} = \frac{T_{ext} - T_{env}}{R_1} + \frac{T_{air} - T_{env}}{R_2}$$

$$C_{air}\frac{dT_{air}}{dt} = \frac{T_{env} - T_{air}}{R_2} + H_{vent}(T_{ext} - T_{air}) + \Phi_{HC} + \Phi_{sol} + \Phi_{int}$$

Ce modèle fait apparaître deux constantes de temps distinctes :

- τ_lente = R1 × C_env : dynamique lente de l'enveloppe
- τ_rapide = C_air / (1/R2 + H_vent) : dynamique rapide de l'air

La faible valeur de τ_rapide pour les bâtiments anciens impose la condition de stabilité numérique dt < 2τ_rapide pour le schéma d'Euler explicite. Le pas de temps est donc fixé à 1 minute pour le modèle 2R2C. La température opérative T_op = (T_air + T_env) / 2 est également calculée, permettant l'évaluation du confort thermique via l'indice PMV (ISO 7730).

L'éclairage est géré par une logique de contrôle simplifiée : l'éclairement naturel intérieur est estimé à partir du rayonnement diffus horizontal du fichier EPW, et l'éclairage artificiel est activé lorsque cet éclairement est inférieur à un seuil de 500 lux (norme EN 12464-1). La puissance électrique d'éclairage est ainsi calculée en fonction de l'occupation et de la disponibilité de la lumière naturelle.

2.5. PLAN DE SIMULATIONS

Pour chaque bâtiment de référence, trois scénarios d'occupation sont appliqués : Standard (7h–18h, semaine), Étendu (6h–20h, semaine et samedi) et Réduit (8h–17h, occupation minimale). Combinés à trois niveaux de consigne thermique et trois zones climatiques (Nantes, Nice, Strasbourg), cela conduit à 108 simulations annuelles. Les résultats sont exprimés en énergie primaire (kWhep/m²/an). Deux postes sont issus des simulations : les besoins de chauffage et la consommation électrique (éclairage, équipements, auxiliaires). Un coefficient de conversion du chauffage (1,359) est estimé à partir de la distribution des systèmes de chauffage issue des fiches PROFEEL pour le parc de bureaux : 52 % chaudières gaz, 19 % chaudières fioul, 18 % radiateurs électriques, 11 % autres systèmes, en appliquant les rendements et coefficients d'énergie primaire de la RT2012. Les autres postes électriques sont convertis avec le coefficient 2,3 (RT2012). Le poste ECS est estimé forfaitairement à 4 kWhef/m²/an (PROFEEL), soit 9,2 kWhep/m²/an.

3. RESULTATS

3.1. CONSOMMATIONS ENERGETIQUES ANNUELLES ESTIMEES

La Figure 1 présente les 108 simulations (1R1C et 2R2C) avec les plages min/max par époque, sur le fond DPE du parc de bureaux français (OID 2017). Les bâtiments antérieurs à 1975 couvrent les classes C à G, en cohérence avec les 94 % du parc OID classés D à G. Les bâtiments post-1975 se concentrent en classes A à C, alors que l'OID 2017 ne référence aucun bâtiment en classe A.

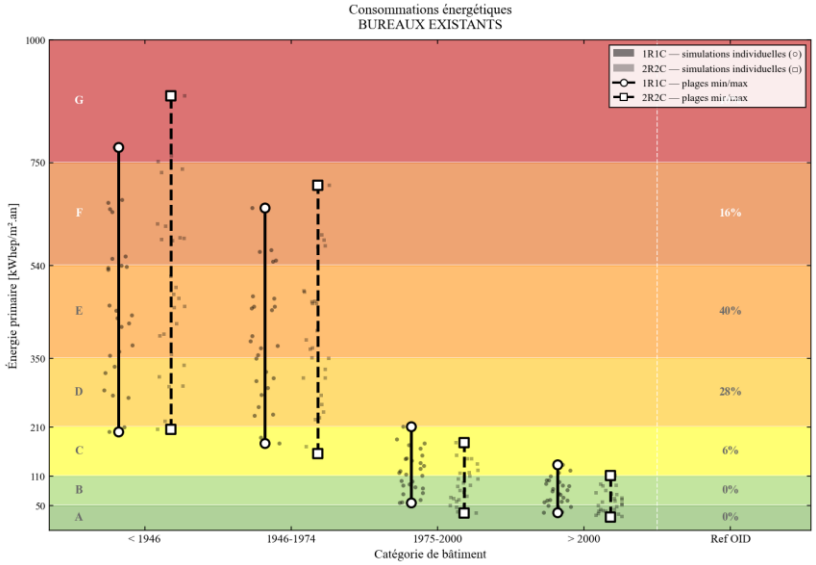


Figure 1 : Consommations énergétiques simulées (108 simulations) et plages min/max par époque de construction, sur le fond DPE du parc de bureaux français (OID 2017).

La comparaison 1R1C / 2R2C fait apparaître une tendance différenciée selon la typologie. Pour les bâtiments anciens, le 2R2C produit des consommations supérieures au 1R1C (Bat. 1 : +11 % en médiane), la masse froide de l'enveloppe constituant un puits thermique non représenté par le 1R1C.

Pour les bâtiments récents, la tendance s'inverse (−31 % pour le Bat. 3, −40 % pour le Bat. 4) : le 2R2C reproduit le stockage des apports solaires et internes par l'enveloppe, qui réduit le besoin de chauffage actif. Ce changement de signe de l'écart constitue une limite structurelle du 1R1C, déterminante pour l'analyse de la flexibilité dans les bâtiments performants.

3.2. LIMITES DE LA COMPARAISON AVEC L'OID

Cette comparaison reste qualitative en raison de plusieurs écarts méthodologiques. D'une part, les simulations reposent sur une géométrie normalisée (100 m², un étage, boîte à chaussure) et des paramètres thermiques issus de valeurs typiques PROFEEL, alors que le parc réel présente une grande diversité de formes, de surfaces et de systèmes. D'autre part, les usages simulés (occupation, consignes) sont définis par des scénarios discrets et non par des distributions statistiques représentatives du comportement réel des occupants. Enfin, la comparaison agrégée à l'échelle nationale (OID 2017) ne tient pas compte de la pondération réelle des époques de construction ni de la répartition géographique du parc. Ces écarts justifient une approche de validation qualitative, centrée sur la cohérence des ordres de grandeur et la hiérarchie des classes DPE entre époques, plutôt qu'une comparaison quantitative.

3.3. LIMITE DU MODELE 1R1C

Le modèle 1R1C assimile le bâtiment à un volume unique avec une seule capacité thermique. Cette simplification convient pour un bilan énergétique annuel, mais s'avère insuffisante pour les dynamiques de flexibilité et le confort thermique. En effet, le comportement thermique réel d'un bâtiment met en jeu deux dynamiques distinctes : une dynamique rapide liée à l'air intérieur et une dynamique lente liée à la masse thermique de l'enveloppe [Berthou et al., 2015]. Cette limitation est particulièrement marquée pour les bâtiments post-1975, dont la bonne isolation réduit les échanges avec l'extérieur et accentue le rôle de la masse thermique dans la réponse dynamique, comme l'illustre la Figure 2.

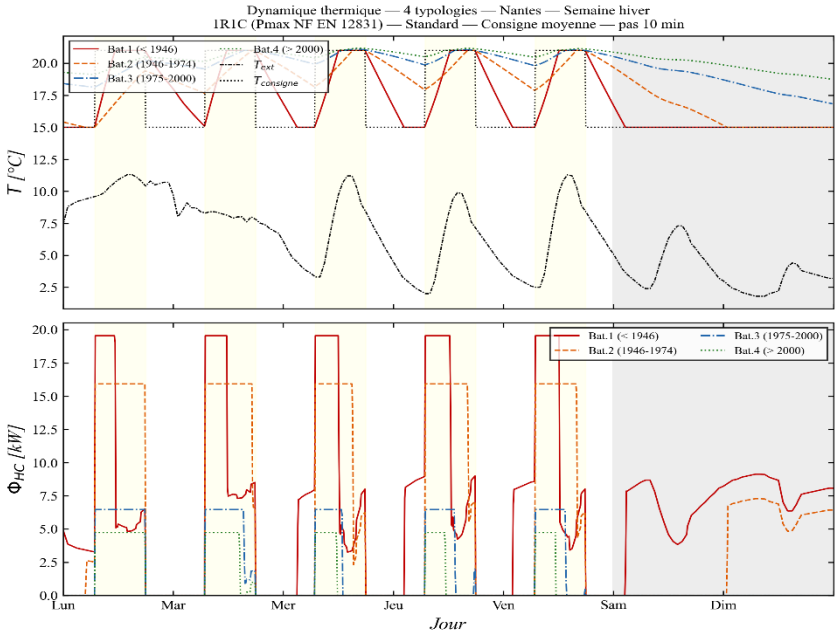


Figure 2 : Dynamique thermique des 4 typologies — Nantes — Semaine hiver — Modèle 1R1C (Pmax NF EN 12831) — Scénario Standard — Consigne moyenne.

Le choix du modèle 1R1C comme point de départ se justifie par sa simplicité de paramétrage à partir de données réglementaires et ses faibles temps de calcul, essentiels pour traiter un parc de plusieurs centaines de bâtiments. Cependant, pour caractériser les fenêtres de flexibilité thermique et évaluer plus

finement le confort, par exemple via l'indice PMV — qui requiert la température de paroi en plus de la température d'air — le modèle 2R2C constitue le niveau minimal nécessaire. En séparant la dynamique de l'air de celle de l'enveloppe, il offre un meilleur compromis entre précision dynamique, qualité des informations de confort et complexité de paramétrage acceptable à l'échelle du parc [Nguyen, 2021].

3.4. COMPARAISON DES MODELES 1R1C ET 2R2C

La Figure 3 compare les profils de température et de puissance des deux modèles pour le Bat. 4 (> 2000) à Nantes, sur une semaine d'hiver (scénario Standard, consigne moyenne). Le 1R1C sollicite le chauffage à pleine puissance (~4,7 kW) chaque matin pendant 1 h. Le 2R2C, en revanche, ne le sollicite quasiment pas : l'enveloppe (T_env) maintient T_air au-dessus de la consigne pendant la nuit, et les apports gratuits font monter T_air jusqu'à 27°C en journée. L'enveloppe agit comme une batterie thermique, mécanisme absent du 1R1C qui agrège l'air et l'enveloppe en une seule capacité. Le signe et l'amplitude de l'écart 2R2C / 1R1C dépendent directement du niveau d'isolation : puits thermique pour les bâtiments anciens, batterie thermique pour les bâtiments performants. Cet écart, marginal sur les bilans annuels des typologies anciennes mais déterminant pour les récentes, est fondamental pour l'analyse des actions de flexibilité.

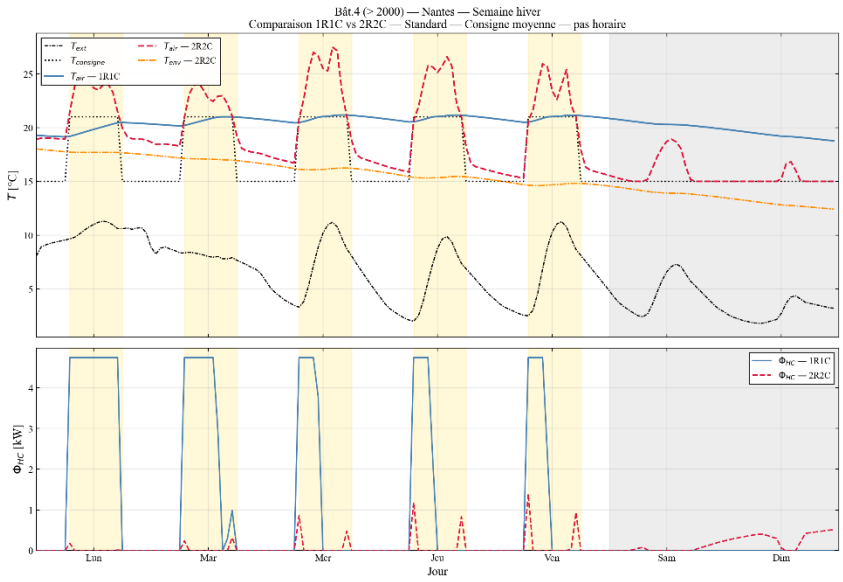


Figure 3 : Comparaison des modèles 1R1C et 2R2C — Bat.4 (> 2000) — Nantes — Semaine hiver— Scénario Standard — Consigne moyenne.

4. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cet article présente une méthodologie de génération de modèles thermiques pour un parc de bâtiments de bureaux français, basée sur des modèles 1R1C paramétrés à partir de la méthode réglementaire 3CL-DPE. Les 108 simulations produites couvrent la variabilité du parc existant en termes d'époque de construction, de scénario d'usage et de climat, en s'appuyant sur les bases de données PROFEEL et RT2012. La comparaison avec la distribution DPE OID 2017 affiche une cohérence qualitative satisfaisante des résultats énergétiques annuels.

Cependant, le modèle 1R1C présente des limites importantes pour l'analyse de flexibilité. En n'utilisant qu'un seul nœud de température, il ne permet de modéliser que la température de l'air intérieur,

sans accéder à la température de paroi. Or, l'évaluation du confort thermique via l'indice PMV (ISO 7730) requiert la prise en compte conjointe de la température de l'air et de la température moyenne de rayonnement. Le PMV sera envisagé en cohérence avec les conditions de confort contrôlé propres aux bâtiments tertiaires climatisés, où les approches de confort adaptatif (EN 16798) s'appliquent davantage aux bâtiments naturellement ventilés. La transition vers le modèle 2R2C constitue donc la prochaine étape : en séparant la dynamique de l'air de celle de l'enveloppe, ce modèle permettra de représenter l'effet « batterie thermique » indispensable à l'analyse de flexibilité, et d'intégrer la température de paroi pour le calcul du PMV. Une extension vers des usages stochastiques constituera également une étape nécessaire pour améliorer la représentativité des profils simulés.

Les travaux à venir prévoient une comparaison avec le dataset ELMAS (Bellinguer et al., 2023), qui regroupe des profils de charge horaire annuels représentatifs du parc tertiaire français — le cluster 5 (bureaux) constituant la référence cible. Cette comparaison restera qualitative, ELMAS mesurant la consommation électrique totale tous usages (éclairage, climatisation, équipements) sur des clients réels Enedis, alors que le modèle proposé simule les besoins de chauffage et d'éclairage à partir de paramètres typologiques. A partir de simulations de parcs tertiaires de grande échelle, elle portera principalement sur l'analyse des dynamiques temporelles des profils de puissance, en examinant la cohérence des variations saisonnières et journalières.

Remerciements

Ce travail a été financé dans le cadre du projet FlexTASE du programme PEPR TASE, financé par France 2030 (n° ANR 22- PETA-0009). Il a également bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence (ANR-18-EURE-0016 – Solar Academy).

5. Bibliographie

Agence qualité construction (AQC) / Pouget Consultants. 2021. « Fiche PROFEEL : Bâtiments de bureaux existants ». Programme PROFEEL. Disponible sur : https://www.programmeprofeel.fr

Bellinguer, K., Girard, R., Bocquet, A., et Chevalier, A. 2023. « ELMAS : A one-year dataset of hourly electrical load profiles from 424 French industrial and tertiary sectors ». Figshare. https://doi.org/10.6084/m9.figshare.23889780

European Committee for Standardization (CEN). 2007. EN ISO 13790 : Energy performance of buildings — Calculation of energy use for space heating and cooling. Bruxelles : CEN.

International Organization for Standardization (ISO). 2005. ISO 7730 : Ergonomie des ambiances thermiques — Détermination analytique et interprétation du confort thermique par le calcul des indices PMV et PPD. Genève : ISO.

Ministère de la Transition Écologique (MTE). 2021. Méthode de calcul 3CL-DPE : Annexe 1 de l'arrêté du 31 mars 2021. Paris : MTE. Disponible sur : https://rt-re-batiment.developpement-durable.gouv.fr

Observatoire de l'Immobilier Durable (OID). 2017. Baromètre de la performance énergétique et environnementale des bâtiments tertiaires. Paris : OID. Disponible sur : https://resources.taloen.fr/resources/documents/5055_OID_Barometre_performance_energetique_batiments_tertiaires_2017.pdf

Nguyen, A. H. T. 2021. « Modélisation du parc de bâtiments du secteur tertiaire et simulation énergétique ». Thèse de doctorat, Université Paris Sciences et Lettres. fftel-03228301f.

Caractérisation du comportement thermique estival des bâtiments en utilisant des modèles point à point quasi-linéaires : potentiel et limites

Hervé ILLY*[1], Philippe CHEVREL[2,3], Jean-Marie ALESSANDRINI[1], Rafael Accácio NOGUEIRA[2], Romain FABREGUE[2]

[1] CSTB – 84 Avenue Jean Jaurès, Champs-sur-Marne, Marne-la-Vallée Cedex 2, 77 447, France
[2] IMT Atlantique - Département Automatique, Productique et Informatique, 4 rue Alfred Kastler, Nantes, 44307, France
[3] LS2N, Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes, CNRS, 2 rue de la Houssinière, Nantes, 44322, France
***herve.illy@cstb.fr**

RESUME.

Le travail présenté ici a pour objectif d'évaluer si une identification point par point de modèles quasi-linéaires en utilisant la technique des sous-espaces peut permettre de caractériser la dynamique de transferts thermiques dans les bâtiments, à différentes périodes de l'année. Cette technique mature issue du domaine de l'automatique est encore assez peu utilisée pour traiter les problèmes de physique du bâtiment. Son intérêt par rapport aux techniques employées de manière classique est discuté. Les résultats obtenus avec cette approche sur une géométrie simplifiée et sur la base de signaux issus de simulations numériques, sont également présentés brièvement. Ils ont permis à la fois de bien contrôler les résultats obtenus avec cette méthode et d'apporter une première illustration du potentiel d'une telle approche, notamment pour représenter le comportement du bâtiment en été. Les méthodes basées sur des mesures in-situ restent encore à construire dans ce dernier cas. Aussi, la démarche suivie est de se rapprocher progressivement de configurations de plus en plus réalistes.

MOTS-CLÉS : adaptation aux vagues de chaleur, identification, transferts thermiques instationnaires.

ABSTRACT. The aim of the work presented here is to assess whether point-by-point identification of quasi-linear models using the subspace technique, can be used to characterize the dynamics of heat transfer in buildings at different times of the year. This mature technique, which originated in the field of automation, is still relatively little used to address building physics problems. Its advantages compared to conventional techniques are discussed. The results obtained with this approach on a simplified geometry and based on data from numerical simulations, are also briefly presented. They have made it possible to both verify the results obtained with this method and provide an initial illustration of the potential of such an approach, particularly for representing the behavior of buildings in summer. Methods based on in-situ measurements still need to be developed in the latter case. Therefore, the approach taken is to gradually move towards increasingly realistic configurations.

KEYWORDS: adaptation of buildings to heat waves, identification, unsteady thermal transfers.

1. INTRODUCTION

L'objectif de cet article est d'évaluer la pertinence d'utiliser une approche bien connue en automatique pour modéliser la dynamique de transfert thermique instationnaire au sein d'un bâtiment. Cette méthode mature et largement éprouvée dans d'autres domaines consiste à identifier un modèle formulé dans l'espace d'état sous la forme d'un système linéaire multivariables. Bien que peu appliqué à la physique du bâtiment, elle permet de mettre en évidence des modes caractéristiques définis par un temps de réponse et un déphasage, qui reflètent de manière intuitive la notion d'inertie thermique.

1.1. BESOINS PRATIQUES

Ce travail est né de la volonté de disposer d'outils simplifiés à cheval entre une représentation complète des phénomènes comme une STD (Simulation Thermique Dynamique), nécessitant à la fois une bonne connaissance de la composition des parois du bâtiment et une certaine expérience de mise en données du calcul, et des modèles plus simples mais reposant sur des hypothèses fortes et présentant un certain nombre de limitations. Ainsi, le logiciel COMETh à la base du moteur de calcul réglementaire RE2020 repose sur un modèle RC dont le réglage des paramètres dépend d'un certain nombre d'hypothèses, valides dans le cas d'un bâtiment disposant d'un système énergétique de régulation (chauffage, climatisation) mais dont les limites d'application sont à préciser lorsque le bâtiment est en évolution libre. Le second intérêt de ce travail est de disposer d'une méthode d'identification qui permette par des mesures sur le terrain de caractériser le comportement réel d'un bâtiment en été. Un tel besoin se justifie pour des bâtiments dont la composition des parois est difficile à caractériser (bâtiments patrimoniaux par exemple) ou parce qu'il est nécessaire de mesurer de manière précise et fiable le risque sanitaire encouru suite à une exposition à de fortes chaleurs (public fragile). Enfin, le troisième intérêt est d'améliorer la compréhension des phénomènes, notamment celui du couplage entre le climat extérieur et la dynamique du bâtiment. Ne disposant pas d'un tel outil, la pratique courante consiste à réaliser des simulations numériques en considérant différentes séquences climatiques jugées suffisamment différentes pour couvrir au mieux la variété des conditions auxquelles le bâtiment peut être soumis. Cette analyse de sensibilité, coûteuse du point de vue calculatoire, ne peut être exhaustive et ne garantit pas une compréhension complète des phénomènes. Elle ne permet pas de caractériser le comportement intrinsèque du bâtiment, ni de comprendre quels sont les grands ordres de grandeurs, les paramètres clés qui pilotent le comportement du bâtiment. Or dans une optique de sécurisation de la santé des occupants et également de réduction de la consommation énergétique, il est nécessaire de comprendre jusqu'où il est possible de se passer de climatisation, et dans le cas où l'on ne peut s'en passer, d'estimer plus finement les besoins en climatisation en fonction des séquences climatiques (actuelles et futures) auxquelles le bâtiment est soumis.

1.2. APERÇU DES DIFFICULTES RENCONTREES AVEC LES METHODES ACTUELLES

Le développement d'une méthode de mesure terrain pour caractériser le comportement thermique d'un bâtiment en période estivale reste encore à développer. La transposition des méthodes utilisées pour évaluer la performance énergétique du bâtiment en hiver n'est pas triviale. A titre d'illustration, la méthode SEREINE qui repose sur un modèle physique simplifié du bâtiment du type modèle RC, n'est pas identifiable du point de vue structurel en raison de l'existence d'une infinité de solutions. Un terme de forçage (par exemple sous la forme d'un apport de chaleur interne en hiver par l'intermédiaire de système de chauffage) est nécessaire pour pouvoir lever cette indétermination, voir (Juricic 2020). La production de froid étant plus difficile que celle de chaleur (et pas toujours présente dans le logement), l'extrapolation de la méthode aux conditions estivales est délicate. Les incertitudes sur ce terme étant importantes, l'identification conduit à des résultats peu satisfaisants en général, voir (Jay et al. 2021). D'autre part, le modèle dynamique identifié en conditions hivernales n'est pas forcément transposable aux conditions estivales, les conditions aux limites (ou modes de sollicitation dominants du bâtiment) n'étant pas les mêmes en hiver et en été. Une autre technique étudiée de longue date est la méthode de réduction de modèles, voir (Azam 2021) qui consiste à approcher un problème complexe par un modèle de dimension plus faible obtenu par projection sur une base de fonction. En pratique, ces méthodes ont surtout été appliquées sur des signaux issus de simulations numériques : il est souvent nécessaire d'avoir

une solution détaillée du problème avant d'en proposer un modèle réduit. Dans le cas d'une identification à partir de données terrain, la difficulté est que les signaux d'excitation doivent être suffisamment informatifs pour déterminer la base de fonction sur laquelle est construite le modèle d'ordre réduit. La mise en œuvre de ce type de techniques à partir de mesures terrain reste limitée car il n'est pas possible de forcer la dynamique en thermique du bâtiment, comme cela est le cas pour un problème acoustique ou vibratoire. A titre d'illustration, (Videcoq et al. 2006) recommande d'utiliser une excitation constituée d'échelons successifs afin de couvrir au mieux la dynamique du système à identifier. Cette condition se révèle difficile à mettre en œuvre en pratique, du fait de la complexité associée à un tel forçage dynamique du bâtiment.

2. TECHNIQUE D'IDENTIFICATION PAR LA METHODE DES SOUS-ESPACES

L'approche étudiée ici repose sur les méthodes d'identification par « sous-espaces ». Cette famille de techniques adaptée pour l'identification de systèmes dynamiques linéaires à partir de données expérimentales ne nécessite pas une description structurelle explicite du système, (Van Overschee and De Moor 1996). Extension particulière des méthodes d'identification dans l'espace d'état, ces approches développées dans les années 1990 s'apparentent dans ce sens aux méthodes du type « boîte noire ». Bien qu'elles soient largement utilisées en automatique et en traitement du signal, leur application à la modélisation thermique des bâtiments reste relativement limitée. Quelques travaux ont toutefois montré son potentiel pour l'identification de modèles d'état exploitables dans des stratégies de contrôle prédictif ou de prévision de charge thermique, voir (Wandi Liu et al. 2016), (Jiang et al. 2025).

Considérant que le système est linéaire, multi-entrées, multi-sorties, causal et à coefficient invariants dans le temps, il peut être représenté de manière classique dans l'espace d'état à temps discret k :

$$\begin{aligned} x[k+1] &= Ax[k] + Bu[k], \\ y[k] &= Cx[k] + Du[k] \end{aligned} \tag{1}$$

Où x[k], u[k], y[k] sont respectivement les variables d'état, les entrées et les sorties théoriques du système, (A, B, C, D) les matrices d'état. Comme en pratique, seules les données mesurées $\{u_d[k], y_d[k]\}_{k=0}^{T_d-1}$ sont disponibles (où T_d est le nombre d'échantillons mesurés), il est nécessaire de reconstruire de manière implicite l'espace d'état. Pour cela, l'approche va consister à :

1. **Conditionnement des données** : une idée clé de l'approche est de remarquer que sur un horizon de prédiction *N*, la sortie empilée y peut s'écrire :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y[k] \\ y[k+1] \\ \vdots \\ y[k+N-1] \end{bmatrix}}_{Y_k} = \underbrace{\begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{N-1} \end{bmatrix}}_{O_N} x[k] + \underbrace{\begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N-2}B & CA^{N-3}B & \cdots & D \end{bmatrix}}_{T_N} \underbrace{\begin{bmatrix} u[k] \\ u[k+1] \\ \vdots \\ u[k+N-1] \end{bmatrix}}_{U_k} \tag{2}$$

   Ce qui permet d'établir un lien entre la représentation d'état (A, B, C, D), les trajectoires des signaux d'entrée-sortie (U_k, Y_k) et les matrices O_N appelée matrice d'observabilité et T_N, matrice de Toeplitz. La relation (2) correspond à un segment temporel de longueur *N*. L'idée va consister à généraliser cette approche sur l'ensemble des observations (entrées et sorties du système) prises sur différents segments temporels glissants de l'intervalle [0, *t*-1], ce qui

conduit à introduire les matrices appelées « matrices de Hankel » verticalement concaténées :

$$\begin{bmatrix} U_{0,h,T_d-h+1} \\ Y_{0,h,T_d-h+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_d[0] & u_d[1] & \cdots & u_d[T_d-h] \\ u_d[1] & u_d[2] & \cdots & u_d[T_d-h+1] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_d[h-1] & u_d[h] & \cdots & u_d[T_d-1] \\ y_d[0] & y_d[1] & \cdots & y_d[T_d-h] \\ y_d[1] & y_d[2] & \cdots & y_d[T_d-h+1] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_d[h-1] & y_d[h] & \cdots & y_d[T_d-1] \end{bmatrix} \quad \textbf{(3)}$$

(2) prend alors la forme suivante :

$$Y = O_h X + T_h U + E \quad \textbf{(4)}$$

Où Y est la matrice de Hankel des sorties mesurées, U la matrice de Hankel des entrées, O_h la matrice d'observabilité étendue, X la matrice des états (inconnus) du système, T_h la matrice de Toeplitz des paramètres de Markov et E la matrice de bruit (qui peut être dû à la mesure, aux perturbations externes et aux erreurs de modélisation).

2. **Estimation de l'ordre du système** : le principe de la méthode est de séparer la partie déterministe (liée aux états X et aux entrées U) de la partie stochastique (bruit E) afin d'identifier les paramètres du système dynamique. La structure de rang de $O_h X$ est cruciale pour cette séparation. L'algorithme utilise des techniques de décomposition et de projection pour extraire cette structure malgré le bruit. L'idée clé est que l'équation (4) contient une structure de rang faible qu'une décomposition en valeurs singulières (SVD) permet d'extraire. Comme une SVD appliquée directement sur Y mélangerait les effets des états X, des entrées U et du bruit E, la méthode tire bénéfice de projections orthogonales sur des sous-espaces pour éliminer de manière judicieuse les différentes contributions dans Y. Ainsi, une projection de la matrice de Hankel des sorties sur l'espace orthogonal engendré par les entrées U permet d'éliminer l'effet direct des entrées $T_h U$. Comme le bruit E est considéré faible devant les termes d'état X, la projection $Y_\perp$ est alors dominée par $O_h X$. L'hypothèse consiste alors à supposer que la SVD de la matrice $O_h X$ permet de détecter automatiquement l'ordre du système : les plus grandes valeurs singulières correspondent aux états du système (rang effectif) et les plus faibles, au bruit. Une estimation de la matrice d'observabilité étendue O_h est également déduite de la SVD. Ainsi, le lien entre données mesurées, matrice d'observabilité (Toeplitz) et représentation d'état est assuré par les matrices de Hankel. La SVD est l'outil optimal (au sens des moindres carrés) pour approximer une matrice par une matrice de rang faible et pour séparer le sous-espace des états de celui du bruit**.**
3. Estimation des matrices d'état : à partir de O_h, reconstruction des états x[k] puis les matrices (A, B, C, D) par moindres carrés.

Les critères de validation du modèle identifié utilisés le plus couramment sont : (1) l'indicateur de vraisemblance $FIT = 100\left(1 - \frac{\sum_{t=1}^{N}(y_d[k]-y[k])^2}{\sum_{t=1}^{N}(y_d[k]-\bar{y}_d[k])^2}\right)$ qui quantifie l'écart entre les mesures y_d et les sorties du modèle y (avec $\bar{y}_d$, valeur moyenne de y_d), (2) l'analyse du contenu des résidus.

3. RESULTATS

3.1. APPLICATION SUR UN CAS SIMPLIFIE

La géométrie simulée est un parallélépipède de 5m x 5m x 3.5m constitué de parois opaques en béton de différentes épaisseurs et ne comportant pas de fenêtres, voir Figure 1. Le bâtiment est considéré en régime libre : la température au sein du volume intérieur évolue en réponse à la sollicitation extérieure. Cette excitation est simplifiée : il s'agit d'une sollicitation en température appliquée de manière homogène sur l'ensemble des parois. La simulation numérique a été réalisée avec le logiciel VOLTRA commercialisé par la société PHYSIBEL, qui résout l'équation de la chaleur par la méthode des éléments finis 3D. Le volume intérieur ne comporte qu'un nœud (pas de discrétisation de la cavité intérieure). Un bilan d'énergie des échanges radiatifs et convectifs entre les parois et la cavité d'air permet de déterminer la température intérieure. Il est possible d'introduire également un terme de forçage par convection au travers d'une fonction temporelle régissant le débit échangé entre l'intérieur et l'extérieur du bâtiment. Cette configuration est une situation idéalisée : les parois constituées d'un matériau homogène, sans isolation ni ponts thermiques, ne sont pas représentatives de celle d'un bâtiment réel, le forçage en température au niveau de l'enveloppe extérieur ne reflète pas la diversité et la richesse des sollicitations réelles. L'effet du rayonnement solaire n'est pas considéré car il varie à la fois en espace et en temps, ce qui constitue un terme de forçage non-linéaire qui sort du cadre d'application de la méthode des sous-espaces. Il est prévu d'adapter la méthode pour traiter ce cas dans un second temps. Cette configuration « modèle » a pour objectif de tester le potentiel de la méthode des sous-espaces et à représenter la dynamique d'un bâtiment.

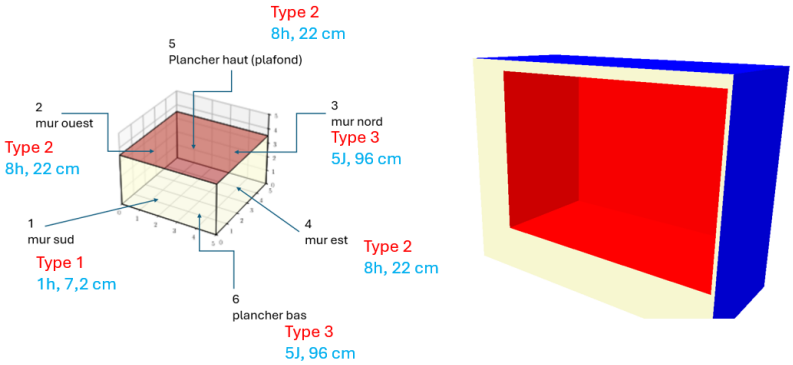


Figure 1 : exemple de géométrie étudiée : (a) géométrie constituée d'un mur de 7.2 cm, 3 murs de 22 cm et 2 murs de 96 cm ; (b) vue en coupe du volume (les couleurs correspondent à des conditions aux limites : T_e en bleu, T_i en rouge)

Dans un premier temps, la démarche a consisté à vérifier que la dynamique du bâtiment est bien retrouvée avec cette méthode et que le signal de température extérieure $T_e(t)$ est suffisant pour caractériser de manière fine la dynamique d'un bâtiment en conditions estivales. L'inertie thermique n'étant pas une grandeur intrinsèque au matériau, il n'est pas possible de connaître sa « valeur vraie » en l'absence d'une simulation de référence : pour une paroi donnée, la valeur varie selon son environnement (épaisseur des autres parois, géométrie du bâtiment). De plus, pour les parois les plus épaisses, l'inertie n'est pas représentée par une valeur unique : jusqu'à 3 modes sont nécessaires pour représenter la dynamique temporelle. Un premier ordre de grandeur a été fixé sur la base de la norme NF EN ISO 13786 2017 valable pour un mur homogène seul soumis à une sollicitation en température variant de manière sinusoïdale d'un côté et constante de l'autre. Différentes configurations du bâtiment

simplifié ont été considérées : des configurations où toutes les parois sont de la même épaisseur (7/20/71 cm et 6.74 m), ce qui permet d'avoir un premier ordre de grandeur des temps caractéristiques de la paroi et de l'ordre de la fonction de transfert (ordre 1 pour les parois de faible épaisseur, ordre 3 pour les parois la plus épaisse), et des configurations comportant des parois d'épaisseurs différentes. La première a pour objectif de vérifier l'aptitude de la méthode à couvrir une dynamique étendue avec 3 épaisseurs (20/71 cm et 6.74 m) et une seconde (7.2/22/96 cm) pour représenter une dynamique plus proche de celle d'un bâtiment réel. Les temps caractéristiques de cette dernière configuration sont représentés pour illustration sur la Figure 2 : l'identification utilise les sorties (T_i, T_{s_i}) où T_i est la température d'air dans l'ambiance intérieure, T_{s_i} sont les températures de parois intérieures.

Cette première partie ayant montré que la méthode des sous-espaces permet d'identifier la dynamique du bâtiment sur la base du signal d'excitation $T_e(t)$ seul, la qualité de l'identification en fonction de la structure du signal (richesse et durée) est étudiée ici plus en détail. Deux types de signaux de température ont été considérés, Figure 3 : (1) une sollicitation de type échelon après une période de stabilisation du champ de température (mise à la masse), (2) un signal de température issu de données réelles (climat de Lyon pour l'année 2015). La comparaison des auto-spectres (densités spectrales de puissance du signal de température $T_e(t)$) (colonne du centre de la Figure 3, graphique du haut), montre que le contenu spectral de ces deux signaux est très proche, avec un niveau un peu plus faible pour le signal échelon, à partir de 10^{-6} Hz (période $T < 12$ jours environ).

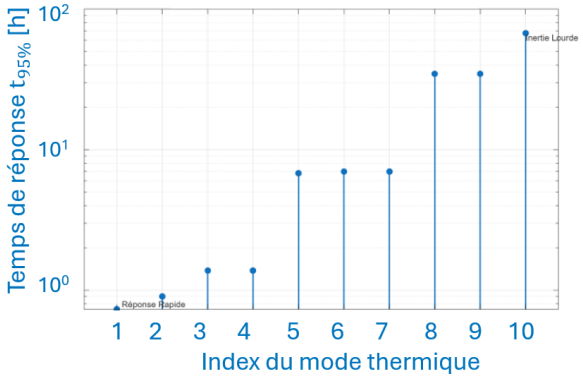
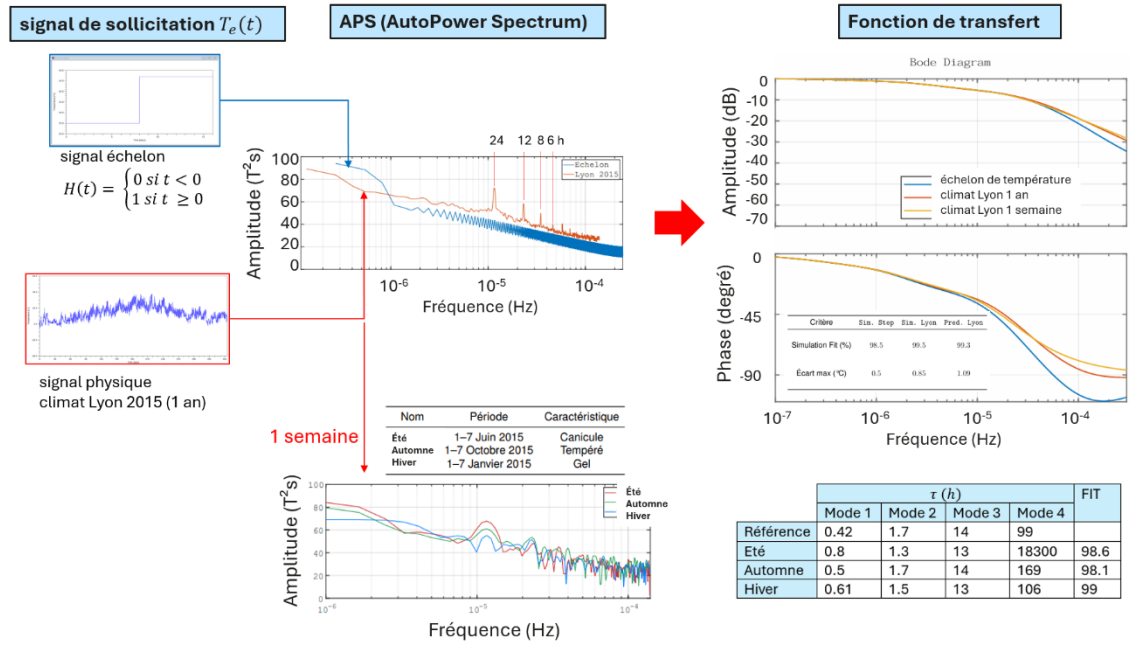


Figure 2 : temps caractéristiques de la géométrie de la Figure 1 : spectre des temps de réponse (abscisse : index du mode ; ordonnée en échelle logarithmique : temps de réponse $t_{95\%}$ en [h]).

Le comportement inverse est observé pour les fréquences inférieures. Le spectre du signal (2) comporte également des pics à des fréquences multiples de $1.15.10^{-5}$ Hz ($T = 24$ h), signature de l'alternance jour/nuit. Cette différence de puissance sur les spectres d'excitation (colonne de droite de la Figure 3, graphique du haut) conduit à une identification erronée à partir de 4.10^{-5} Hz (période $T = 7$ jours environ) dans le cas de la fonction de transfert identifiée avec le signal (1), en bleu sur la figure. Le spectre est coupé en comparaison avec les spectres rouge et orange identifiés avec le signal (2). Cela se traduit également par un écart au niveau du taux de ressemblance (FIT = 98.5 pour le spectre bleu / 99.5 pour le spectre rouge). L'analyse de l'auto-spectre fournit une explication en termes énergétique au phénomène observé et souligne le lien entre richesse spectrale de l'excitation et identification. La richesse du signal réel de température extérieur $T_e(t)$ est donc suffisante pour identifier le modèle sur ce cas simplifié, voir (Fabregue 2025), ce qui est une conséquence pratique importante dans l'optique du développement d'une méthode de mesure in-situ.

La durée du signal de mesure est un autre paramètre déterminant d'une méthode de mesure terrain. La technique d'identification développée a été testée pour des signaux d'une durée d'une semaine. Partant du signal (2), trois séquences d'une semaine à trois périodes différentes de l'année ont permis de montrer que les temps caractéristiques τ sont proches de ceux trouvés dans la simulation de référence (colonne de droite de la Figure 3, tableau du bas), hormis le mode le plus lent de la séquence « été » qui est aberrant, sans que l'on puisse l'expliquer, et ce, malgré un écart entre la température intérieure mesurée T_i et celle prédite par le modèle $\hat{T}_i$ faible (FIT =98.6 %). Il pourrait s'agir d'un sur-apprentissage ou d'un effet lié à un comportement physique spécifique durant cette séquence temporelle. Le fait que le modèle identifié soit quasiment identique avec ces trois séquences temporelles correspondant à des périodes différentes de l'année pourrait conduire à penser que la méthode est robuste vis-à-vis de la séquence d'apprentissage. Cette conclusion est à pondérer : le mode de sollicitation du bâtiment reste inchangé et assez simple (sollicitation en température, appliquée sur la paroi extérieure).



	τ (h)				FIT
	Mode 1	Mode 2	Mode 3	Mode 4	
Référence	0.42	1.7	14	99	
Eté	0.8	1.3	13	18300	98.6
Automne	0.5	1.7	14	169	98.1
Hiver	0.61	1.5	13	106	99

Figure 3 : influence de la structure du signal d'excitation sur l'identification du modèle. ***Colonne de gauche*** *: signal temporel de température extérieure $T_e(t)$;* ***colonne au centre*** *: auto-spectres du signal T_e: figure du haut : échelon (en bleu), climat Lyon durée 1 an (en rouge) ; figure du bas : climat Lyon durée 1 semaine : été (en rouge), automne (en orange), hiver (en bleu) ;* ***colonne de droite*** *: figure du haut : modules et phases des fonctions de transfert T_i/T_e identifiées avec signal de sollicitation de type échelon (en bleu), signal physique 1 an (en rouge), 1 semaine (en orange) ; tableau du bas : modes identifiés avec un signal d'une durée d'une semaine.*

AVANTAGES ET LIMITES

La technique développée présente deux avantages majeurs : elle ne nécessite pas une description structurelle explicite du système, ce qui la rend particulièrement adaptable à la variabilité de configurations des bâtiments rencontrés en pratique. A la différence d'une méthode reposant sur une structure de modèle prédéfinie, la question de l'adéquation entre le modèle et les données mesurées ne se pose pas : la physique modélisée dépend du contenu des signaux mesurés. Il n'est pas non plus nécessaire de faire d'hypothèses sur le nombre de modes nécessaires pour représenter correctement la

physique comme le fait un modèle dont la structure est définie au préalable. La méthode détermine elle-même ce nombre de modes à partir de la dynamique contenue dans les signaux de mesure grâce à la SVD (outil optimal au sens des moindres carrés pour approximer une matrice par une matrice de rang faible malgré du bruit) et à des projections vectorielles qui permettent de supprimer l'effet des entrées. Ainsi, à la différence de modèles autorégressifs du type ARMAX, la réduction de l'ordre du modèle n'est pas influencée par les données d'entrée comme l'a souligné (Lardies 2007). De même, au contraire des méthodes de réduction d'ordre qui vont chercher à construire une représentation du système sur une base qui est ensuite tronquée pour créer une base réduite, comme la Méthode d'Identification Modale (MIM) par exemple, la question de l'identifiabilité du modèle réduit à partir des données de mesure disponibles, ne se pose pas ((Videcoq et al. 2006) recommande d'utiliser des signaux bien particuliers pour identifier les paramètres du modèle, comme souligné plus haut). Au contraire, il n'est pas nécessaire de disposer de signaux spécifiques de forçage. Enfin, des algorithmes optimisés pour réduire le coût calculatoire, comme l'algorithme N4SID développé par (Van Overschee and De Moor 1994), rendent facilement accessible une telle méthode.

Les inconvénients de cette méthode sont identiques à toutes méthodes basées sur les signaux (*data driven model*) : le modèle est sensible à la qualité des signaux utilisés pour identifier le modèle, d'autant plus lorsque les signaux sont courts. Comme la méthode doit déterminer à la fois la structure et les paramètres du modèle, un compromis biais/variance est nécessaire. A niveau de prédiction équivalent, (Liu et al. 2025) a montré que la durée du signal d'apprentissage est plus grande avec cette méthode (1 semaine) qu'avec une méthode basée sur un modèle de type « boîte grise » qui n'a que les paramètres à identifier (1 jour pour un modèle RC). En revanche, par rapport à une méthode du type « boîte noire » classique comme un filtre autorégressif, l'effort de modélisation est plus réduit et la performance d'approximation meilleure, voir (Privara et al. 2011). Les paramètres du modèle sont également interprétables du point de vue physique grâce au lien entre fréquence et temps caractéristique. Une validation robuste du modèle (critères de validation : FIT, résidus, AIC, BIC, …) peut nécessiter des essais d'identification multiples sur différentes séquences de mesure. Toujours sur la question de la sensibilité aux signaux de mesure, il est à noter que la localisation des points de mesure a son importance, particulièrement dans le cas où le champ de température est variable en espace (pont thermique, sollicitation non homogène spatialement comme le rayonnement solaire). Les fonctions de transfert identifiées sont des modèles point à point. Le second inconvénient de cette méthode est qu'elle suppose la physique linéaire, ce qui n'est le cas pour la ventilation (terme source variable en temps) ou le rayonnement solaire (terme source variable en temps et en espace). Ces facteurs induisent des non-linéarités qui nécessitent des adaptations pour être pris en compte. La question de la ventilation naturelle a déjà fait l'objet d'une première analyse qui constitue une base pour ces développements, voir (Duverger 2026).

4. CONCLUSION

Ce travail a évalué l'intérêt d'une approche d'identification fondée sur les **méthodes des sous-espaces** pour modéliser le comportement thermique dynamique d'un bâtiment à partir de signaux issus de simulation numérique. Appliquée à une géométrie volontairement simplifiée, cette approche, rigoureusement valable pour l'identification point à point de systèmes **linéaires de dimension finie,** a montré sa capacité à reconstruire de manière satisfaisante la dynamique thermique du système. Elle constitue ainsi une piste prometteuse pour la caractérisation du comportement thermique des bâtiments,

notamment en été. L'application de cette approche à des configurations plus réalistes nécessite toutefois de prendre en compte certains phénomènes introduisant des **non-linéarités**, en particulier le **rayonnement solaire** et la **ventilation naturelle**, qui peuvent remettre en cause l'hypothèse de linéarité du modèle. L'intégration de ces effets devra donc être étudiée plus en détail afin d'évaluer dans quelle mesure ils peuvent être représentés dans un cadre quasi-linéaire ou nécessitent des extensions méthodologiques. Une première adaptation de la méthode a été réalisée dans le cas de la ventilation naturelle mais n'est pas illustrée ici.

Remerciements : Ce travail a été réalisé pour partie avec les fonds du projet de recherche Cool Down financé par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) et avec le soutien du LS2N.

5. BIBLIOGRAPHIE

Azam, Marie-Hélène. 2021. 'Simulation du bâtiment au quartier : exploration du potentiel de la PGD paramétrique comme méthode de réduction de modèles pour des calculs précis et rapides'. Doctorat ès Energétique, thermique et combustion, PhD, Nantes. https://doi.org/10.70675/8c155818zd9d1z4fbdz945czf048428cc7d1.

Duverger, Clément. 2026. *Développement d'un Modèle Simplifié Du Transfert Thermique Par Ventilation Nocturne Des Bâtiments, Dans Un Contexte de Forte Chaleur*. Rapport stage M1. IMT-Atlantique, LS2N- CNRS; CSTB.

Fabregue, Romain. 2025. *Modélisation pour l'Analyse du Comportement Dynamique d'Enveloppes de Bâtiment en Situation Passive pour la Prédiction de Surchauffe*. Stage M2. IMT Atlantique, LS2N– CNRS; CSTB.

Jay, A., H. Fares, M. Rabouille, et al. 2021. 'Evaluation of the Intrinsic Thermal Performance of an Envelope in the Summer Period'. *Journal of Physics: Conference Series* 2069 (1): 012093. https://doi.org/10.1088/1742-6596/2069/1/012093.

Jiang, Wei, Peng Wang, Xuran Ma, and Yongxin Liu. 2025. 'Development of a Grey-Box Heat Load Prediction Model by Subspace Identification Method for Heating Building'. *Building and Environment* 280 (July): 113119. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2025.113119.

Juricic, Sarah. 2020. *Identifiability of the Thermal Performance of a Building Envelope from Poorly Informative Data*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.24525.46567.

Lardies, Joseph. 2007. *Synthèse des techniques d'analyse modale dans le domaine temporel*.

Liu, Yuqi, Pauline Kergus, Fabien Claveau, Philippe Chevrel, and Bruno Lacarrière. 2025. 'Building Thermal Control: Hierarchical Design from Limited Data Using Gray-Box or Black-Box Internal Models for Model Predictive Control'. *Journal of Building Engineering* 110 (September): 112936. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2025.112936.

Privara, Samuel, Zdenek Vana, Dimitrios Gyalistras, et al. 2011. 'Modeling and Identification of a Large Multi-Zone Office Building'. *2011 IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*, September, 55–60. https://doi.org/10.1109/CCA.2011.6044402.

Van Overschee, Peter, and Bart De Moor. 1994. 'N4SID: Subspace Algorithms for the Identification of Combined Deterministic-Stochastic Systems'. *Automatica* 30 (1): 75–93. https://doi.org/10.1016/0005-1098(94)90230-5.

Van Overschee, Peter, and Bart De Moor. 1996. 'Deterministic Identification'. In *Subspace Identification for Linear Systems*, by Peter Van Overschee and Bart De Moor. Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4613-0465-4_2.

Videcoq, Etienne, Alain Neveu, Olivier Quemener, Manuel Girault, and Daniel Petit. 2006. 'Comparison of Two Nonlinear Model Reduction Techniques: The Modal Identification Method and the Branch Eigenmodes Reduction Method'. *Numerical Heat Transfer, Part B: Fundamentals* 49 (6): 537–58. https://doi.org/10.1080/10407790500344035.

Wandi Liu, Hai Wang, Hengyang Zhao, et al. 2016. 'Thermal Modeling for Energy-Efficient Smart Building with Advanced Overfitting Mitigation Technique'. *2016 21st Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC)*, January, 417–22. https://doi.org/10.1109/ASPDAC.2016.7428047.