

# Utilisation de certificats énergétiques et d'archétypes pour la génération de modèles thermiques de bâtiments

Nils ARTIGES<sup>1,a</sup>, Simon ROUCHIER<sup>2,b</sup>, Benoit DELINCHANT<sup>1,c</sup>

<sup>1</sup> Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP \*, G2Elab, F-38000 Grenoble, France

<sup>2</sup> Univ. Savoie Mont Blanc, CNRS, LOCIE, 73000 Chambéry, France

<sup>a</sup>nils.artiges@g2elab.grenoble-inp.fr

<sup>b</sup>simon.rouchier@univ-smb.fr

<sup>c</sup>benoit.delinchant@g2elab.grenoble-inp.fr

---

*RESUME.* Modéliser la performance énergétique d'un bâtiment à l'échelle individuelle ou d'un quartier est une tâche complexe, nécessitant autant un travail de modélisation physique qu'une campagne de récupération de données souvent fastidieuse (paramètres physiques et mesures in situ). Pour faciliter la tâche, une approche basée sur l'utilisation de modèles "archétypes" descriptibles avec un jeu réduit de paramètres, devient une approche courante pour les études à l'échelle du quartier. Dans cet article, nous présentons une approche réutilisant des données issues de Récapitulatifs Standardisés d'Etude Thermique (RSET), pour générer des modèles archétypes sur un ensemble de bâtiments. Nous réalisons également une étude comparative entre les paramètres générés pour les archétypes, les paramètres des fichiers RSET, et des calculs de signature énergétique utilisant des mesures de consommation électrique.

*MOTS-CLÉS.* certificat énergétique, modèle archétype de bâtiment, signature énergétique

---

---

*ABSTRACT.* Modelling the energy performance of a building on an individual or district scale is a complex task, requiring both physical modelling work and an often tedious data retrieval campaign (physical parameters and in situ measurements). To facilitate the task, an approach based on the use of "archetypal" models with a reduced set of parameters is becoming a common approach for studies at the district scale. In this paper, we present an approach that reuses data from French "Standardised Thermal Survey Reports" to generate archetypal models for a set of buildings. We also carry out a comparative study between the parameters generated for the archetypes, the parameters of the RSET files, and energy signature calculations using electricity consumption measurements.

*KEYWORDS.* energy certificate, archetype building model, energy signature

---

---

\*. Institute of Engineering Univ. Grenoble Alpes

# 1 INTRODUCTION

## 1.1 USAGE DE MODÈLES DE BÂTIMENT À L'ÉCHELLE D'UN QUARTIER

Face au défi technologique et social que représente la transition vers une énergie décarbonée, l'intégration de sources d'énergie renouvelables distribuées est un objectif pour l'Union Européenne [European-Commission, 2017] et de nombreux territoires. En parallèle, la construction de bâtiments plus efficaces, voire à énergie positive, et la rénovation énergétique du parc immobilier existant sont des axes clés pour réduire la consommation énergétique des villes et donnent lieu à de nouvelles réglementations (telle que la RT2012 en France, bientôt remplacée par la RT2020, le label E+C-...). La baisse de consommations espérée combinée à l'intégration croissante de sources d'énergies (renouvelables) intermittentes et décentralisées amène naturellement des questions importantes quant à la stabilité et la gestion du réseau électrique, l'impact des solutions déployées et leur retour sur investissement [Kroposki et al., 2017, Schmietendorf et al., 2017].

Depuis plusieurs années, la simulation thermique dynamique des bâtiments fait l'objet de recherches intensives pour contribuer à apporter des réponses à de telles questions. Cependant, modéliser un bâtiment est une étape complexe, et qui fait appel à un nombre conséquent de données dont la qualité impacte directement les résultats. A l'échelle d'un quartier, cette complexité peut rapidement se retrouver décuplée.

Aujourd'hui, une approche particulièrement étudiée pour lever ce problème est de faire appel à des modèles dits "archétypes" : en s'appuyant sur des études globales et statistiques à l'échelle nationale, le thermicien va classer le parc immobilier en différentes catégories décrites par un nombre réduit de paramètres facilement accessibles tels que la date de construction ou encore le nombre d'étages [Reinhart and Davila, 2016, Galante et al., 2012, Monteiro et al., 2017]. Bien que la qualité des archétypes générés puisse être débattue, cette approche a l'avantage de rendre la modélisation à l'échelle urbaine bien plus abordable.

## 1.2 DONNÉES EXPLOITABLES POUR LA MODÉLISATION

Un certain nombre d'outils dédiés à la modélisation à l'échelle quartier fait déjà appel à des archétypes de bâtiments. On peut entre autres citer les outils suivants :

- TEASER : librairie Python développée à l'université d'Aachen exploitant diverses méthodes de génération d'archétypes [Remmen et al., 2018], dont entre autres ceux issus du projet européen EPISCOPE-TABULA [Loga et al., 2016].
- CityBES : outil web développé au LBNL basé sur le moteur de calcul d'EnergyPlus [Hong et al., 2016] et pouvant aussi être utilisé avec une approche archétypale [Chen et al., 2017].
- City Energy Analyst : ce logiciel initié à l'ETH-Zurich propose un large panel d'outils, dont un "Data Helper" permettant de gérer 15 typologies de bâtiments [Fonseca et al., 2016].

Les paramètres requis pouvant aider à alimenter ces outils sont accessibles à travers diverses bases et sources de données, dont un nombre non négligeable sont libres d'accès. Nous pouvons citer pour exemples :

- Portails de données métropolitains, nationaux ou européens ([Grenoble-Alpes-Métropole, 2020, Etalab, 2020]).
- Applications et bases de données géographiques telles que OpenStreetMap [OpenStreetMap, 2020] ou les plateformes IGN [IGN, 2020].
- Fichiers RSET (Récapitulatif Standardisé de Performance Énergétique) requis en France par la RT2012 (Réglementation Thermique 2012).

### 1.3 PROBLÉMATIQUES

Malgré la simplification du problème des données par l'approche archétypale, le thermicien se retrouve néanmoins confronté à des problèmes d'hétérogénéité et de lacunarité. En effet, chaque jeu de données peut présenter des incomplétudes, des recoupements, des différences sémantiques ou d'échelle.

A cette hétérogénéité des données peut également se rajouter l'hétérogénéité des modèles. Suivant le niveau de détail des données et les applications désirées, le modèle à produire peut être très fin (tels que ceux construits en bureau d'étude pour valider un projet) ou très grossier (modèle de signature énergétique par exemple). Enfin, les données disponibles peuvent être classées en deux grandes catégories de natures très différentes :

- Données structurelles : Il s'agit des informations sur la géométrie et la constitution des bâtiments (orientation et surface des parois, matériaux utilisés...)
- Données de mesure *in situ* : Généralement sous forme de séries temporelles (températures intérieures, relevés météorologiques, consommations électriques...), elles peuvent être exploitées *a posteriori* pour calibrer les modèles.

Pour faciliter la génération de modèles à partir de données, nous développons actuellement un outil spécifique basé sur une approche orientée ETL (Extract - Transform - Load), courante en informatique du traitement de données : il s'agit de d'extraire des données d'un ensemble de bases et de les transformer puis charger dans des applications clientes ou bases tierces. Dans la suite de cet article, nous présentons la méthodologie adoptée appliquée sur un cas d'étude, puis nous discuterons de la fiabilité des archétypes générés par rapport aux données utilisables en calibration.

## 2 CAS D'ÉTUDE ET OBJECTIFS

### 2.1 LE QUARTIER GRENOBLE-CAMBRIDGE

Dans nos travaux, nous nous sommes attachés à l'étude de l'eco-quartier "Cambridge" situé sur la presqu'île de Grenoble. Ce quartier présente de nombreuses spécificités intéressantes. Tout d'abord, ses bâtiments sont récents (construction postérieure à 2015) et construits dans le respect de la RT2012. Ils sont également chauffés par des pompes à chaleur connectées à la nappe phréatique située directement sous la presqu'île.



FIGURE 1. Le quartier "Cambridge" sur la presqu'île Grenobloise

### 2.2 DONNÉES DISPONIBLES

De par sa primeur, les données disponibles sur ce quartier sont encore très incomplètes (plusieurs bâtiments ne sont pas encore référencés dans les bases), ce qui rajoute des difficultés supplémentaires. Actuellement, nous disposons de fichiers RSET sur un ensemble de 9 bâtiments, d'une étude terrain issue d'un projet d'étudiants en ingénierie (adresses, superficies, dates de construction, hauteurs et nombre d'étages), des relevés de consommation électrique sur un poste

de transformation du quartier et des données météo d'une station locale. Pour cette étude, nous ne retenons que les bâtiments ayant une consommation identifiable sur le transformateur.

	B1	B2	B4	B5	autres bâtiments
Etude terrain	✓	✓	✓	✓	✓
Météo	✓	✓	✓	✓	✓
RSET	✓	✗	✓	✓	–
Consommation élec.	✓	✓	✓	✓	✗
Retenu pour l'étude	✓	✓	✓	✓	✗

TABLE 1: Données disponibles sur le quartier Grenoble "Cambridge"

### 2.3 OBJECTIFS DE L'ÉTUDE

Dans des travaux antérieurs, nous avons fusionné les trois sources de données structurelles afin de générer un modèle du quartier à l'aide de l'outil TEASER dans un objectif d'étude de scénarios de flexibilité thermique [Pajot et al., 2019]. Les résultats de cette étude ont accusé des écarts significatifs en simulation entre une version Modelica du modèle généré par TEASER, et des modèles RC construits à partir des mêmes données synthétisées par TEASER et utilisés dans notre outil d'optimisation OMEGAlpes [Pajot, 2019].

Ces premiers résultats nous ont interrogés quand à la pertinence et la fiabilité des archétypes générés. Par ailleurs, cette approche se base sur la forte hypothèse que les valeurs "par défaut" intégrées au sein des archétypes soient suffisamment proches des bâtiments du quartier considéré, dont les spécificités locales sont autant de facteurs de biais possibles.

De ce fait, nous présentons ici une première approche vers la validation d'archétypes, eux mêmes générés à partir de fichiers RSET. Dans les résultats présentés dans les sections suivantes, nous expliciterons notre méthodologie utilisée pour construire des archétypes à partir de ces certificats, puis nous mettrons en rapport les valeurs de ces archétypes avec des signatures énergétiques calculées sur un an de données de consommation.

## 3 GÉNÉRATION D'ARCHÉTYPES À PARTIR DE FICHIERS RSET

Pour générer un archétype via TEASER, il faut fournir à minima 5 paramètres : la catégorie d'usage du bâtiment, la date de construction, la surface exploitée, la hauteur moyenne des étages et le nombre d'étages. L'ensemble de ces paramètres peuvent être extraits d'un RSET complet, à l'exception du nombre d'étage que nous avons dû récupérer manuellement.

Ces paramètres ainsi extraits sont ensuite utilisés dans TEASER pour générer des archétypes de type résidentiel ("residential"), avec la méthode de calcul à deux éléments. Cette méthode consiste à calculer les valeurs d'un modèle thermique RC en agrégeant l'enveloppe extérieure et le milieu intérieur en un ensemble de deux "éléments". Plus de détails quand aux hypothèses de modélisation peuvent se retrouver dans la documentation de la librairie Modelica AixLib [RWTH-EBC, 2020a], ainsi que dans le code de TEASER lui même [RWTH-EBC, 2020b]. Pour notre cas d'étude, nous disposons des consommations électriques correspondant à un ensemble de 5 immeubles à usage principalement résidentiel (numérotés ici de B1 à B5), obtenues au niveau d'un poste de transformation. Parmi ces bâtiments, nous ne disposons des RSET que pour les immeubles B4, B5 et B1. Pour B2, les données d'entrée sont issues d'une étude terrain. Les paramètres des archétypes générés avec TEASER sont synthétisés dans le tableau suivant (tab. 2), le bâtiment B5 étant divisé en deux zones principales B51 et B52 au niveau du RSET (usages résidentiels collectif et individuel). Les archétypes sont générés avec la méthode de calcul à 2 éléments qui agrège toiture, chape et murs extérieurs en une seule paroi externe. Ce tableau

récapitule les coefficients de transfert thermique surfaciques  $U$  en  $W.K^{-1}.m^{-2}$ , et les coefficients de pertes globaux (toutes parois externes confondues)  $HLC$  en  $W.K^{-1}$ .

	B4	B51	B52	B1	B2
Floors height	3.0	3.1	3.0	3.0	2.9
Floors number	9.0	12.0	9.0	11.0	11.0
Net leased area	2183.0	2457.0	418.0	2654.0	2807.0
UA outer walls	984.0	1044.2	308.3	1123.3	1177.6
U outer walls	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
UA windows	826.8	930.5	158.3	1005.2	1063.1
U windows	1.9	1.9	1.9	1.9	1.9
HLC global	1810.7	1974.7	466.6	2128.4	2240.7

TABLE 2: Principaux paramètres des archétypes générés (unités en  $S.I$ )

## 4 COMPARAISON AVEC UNE SIGNATURE ÉNERGÉTIQUE

### 4.1 PRÉPARATION DES DONNÉES

A l'échelle du quartier, nous disposons des mesures de puissance sur les départs d'un transformateur alimentant les 5 bâtiments précédemment évoqués. Les mesures sont réalisées en  $W$  avec un échantillonnage de 10 *min* sur l'essentiel de l'année 2019. Si certaines lignes alimentent principalement un bâtiment spécifique, plusieurs bâtiments se retrouvent généralement sur la même ligne, ce qui empêche de pouvoir proprement isoler les consommations de chaque bâtiment. De fait, seuls les bâtiments B4, B5 et B2 sont séparables sur les relevés, nous ne considérerons donc que ceux-ci pour les calculs de signature énergétique, à l'exception du bâtiment B1 dont nous disposons du RSET et pour lequel seul un départ sur la ligne lui est étranger. Pour les calculs de signature, toutes les séries temporelles sont agrégées au pas journalier pour s'affranchir des dynamiques quotidiennes.

### 4.2 CALCUL DE LA SIGNATURE ÉNERGÉTIQUE

La signature énergétique est une méthode simple permettant d'évaluer la performance globale d'un bâtiment en fonctionnement lorsque l'on connaît peu de choses sur ce dernier, mais que l'on dispose de données de consommation journalières sur au moins la période hivernale, et de préférence sur une année complète [Hammarsten, 1987]. Il s'agit généralement de réaliser une régression linéaire mettant en relation la température extérieure avec la consommation du bâtiment sur des agrégations journalières. La pente de la droite ajustée sur le nuage de points donne une estimation du facteur de déperditions global de l'enveloppe du bâtiment. En effet, si l'on néglige l'inertie thermique, on peut grossièrement représenter l'enveloppe par une unique résistance (dont l'inverse est le facteur  $U$  global bien connu des thermiciens).

Dans notre cas, le système de chauffage est une pompe à chaleur de COP (Coefficient of Performance) théorique égal à 5. Les gains de chauffage sont donc proportionnels au COP et à la consommation électrique retranchée de la consommation de base  $P_{base}$  ne contribuant pas au chauffage. En partant du principe que ce dernier ne s'active que lorsque la température extérieure est inférieure à un certain seuil  $T_{reg}$  supposé égal à la température intérieure moyenne, nous obtenons le modèle de signature énergétique suivant :

$$\begin{cases} P_{elec} = P_{base} & si\ T_{ext} > T_{reg} \\ P_{elec} = \frac{HCL}{COP} (T_{reg} - T_{ext}) + P_{base} & si\ T_{ext} < T_{reg} \end{cases} \quad (1)$$

Où  $HCL$  (Heat Loss Coefficient) est le coefficient de pertes thermiques global l'enveloppe du bâtiment (en  $W.K^{-1}$ ) tenant compte du COP de la pompe à chaleur et  $T_{ext}$  la température extérieure.

Ainsi, en ajustant ce modèle linéaire à nos données par régression, nous pouvons estimer la résistance globale des bâtiments et la comparer avec celle estimée par la méthode des archétypes.

#### 4.3 ANALYSE COMPARATIVE DES RÉSULTATS

Après implémentation du modèle de signature énergétique (eq.1), nous avons appliqué une régression linéaire de ce dernier sur nos données à l'aide de la fonction *curve fit* de la librairie Python *scipy.optimize*. Cette fonction implémente un algorithme de régression linéaire par moindres carrés et renvoie également une matrice de covariance associée aux paramètres estimés ce qui permet d'en évaluer l'incertitude. Les résultats de régression sont présentés figure 2 et tableau 3. Le graphe 3 permet de comparer entre eux les différents HLC, y compris avec les marges de confiance à 95% et les coefficients de détermination  $R^2$  pour ceux estimés par régression.

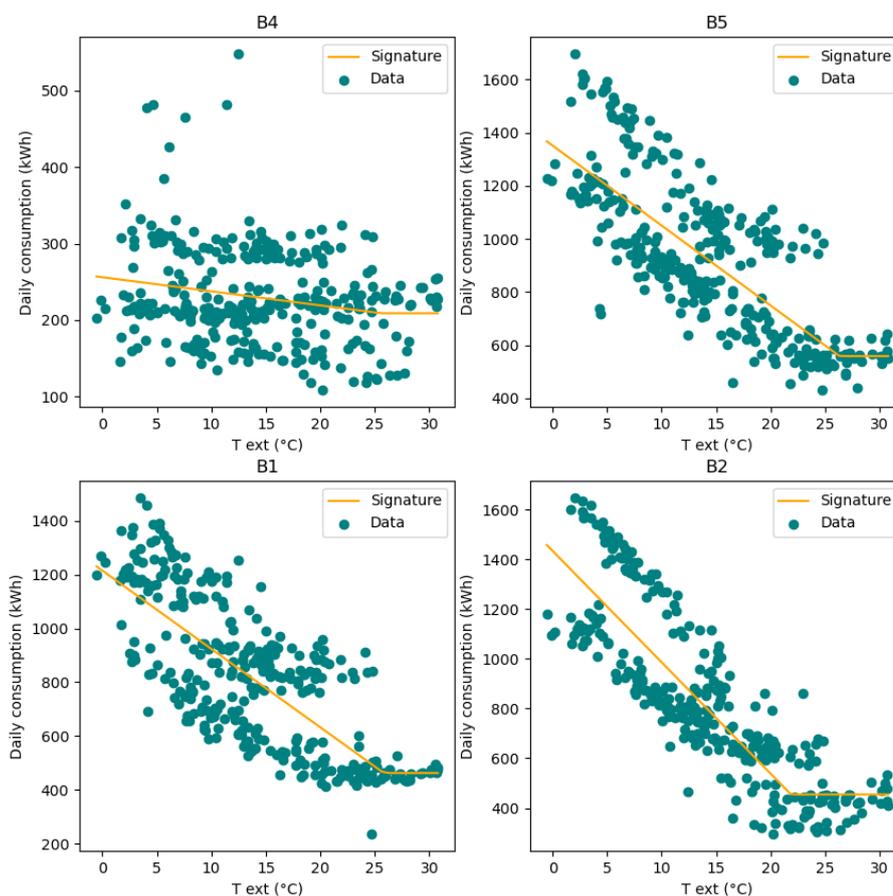


FIGURE 2. Régression linéaire sur les données de mesure

Pour rappel, par rapport à nos données, seuls les bâtiments B4, B5 et B2 disposent de mesures non biaisées et nous n'avons des fichiers RSET que pour les bâtiments B4, B5 et B1. Les résultats calculés ne sont ici représentatifs que de l'année en question, et pourraient varier d'une année à l'autre. Ils sont également sujets aux erreurs de mesure et de modèle. On peut par exemple

		B4	B5	B1	B2
alpha (kWh)	mean	209.0	558.4	462.1	454.8
	std	12.3	40.5	37.7	23.0
HLC (W/k)	mean	383.3	6275.6	6078.5	9331.9
	std	113.5	333.6	329.2	406.2
Treg (C)	mean	25.6	26.3	25.8	21.9
	std	7.9	1.6	1.5	0.7
R2		0.0	0.6	0.6	0.7

TABLE 3: Résultats de l'identification de signature énergétique (régression linéaire)

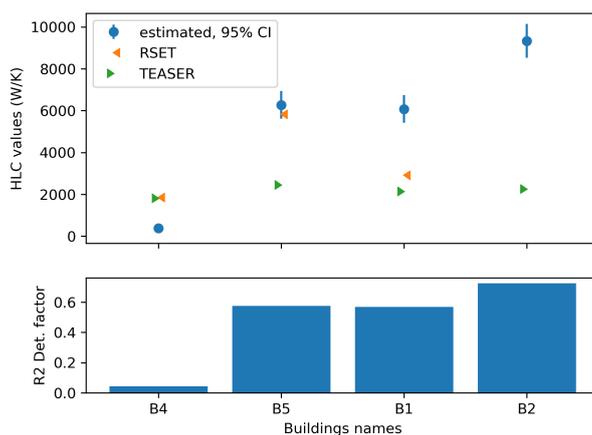


FIGURE 3. Comparaison des coefficients de déperditions calculés

distinguer dans les profils des signatures plusieurs clusters qui suggèrent l'existence de profils superposés.

Concernant le modèle de signature, la valeur fixe du COP des pompes à chaleur est une hypothèse de modélisation forte. On pourrait par ailleurs envisager d'utiliser l'irradiance solaire pour estimer les gains solaires internes et les intégrer dans le modèle de signature, mais cela impliquerait de bien connaître le coefficient de gains solaires (dépendant du vitrage et des ombrages) ou de l'intégrer comme inconnue dans le problème de régression. Cependant cette approche pourrait s'avérer complexe en pratique de par la forte incertitude sur la valeur de ce paramètre et les problèmes d'identification que cela peut poser en régression (ajout d'une inconnue).

Au regard des imprécisions sur les données dont nous disposons, nous ne sommes pas en mesure de fournir des conclusions tranchées. Cependant, l'étude comparative des HLC calculés suivant les 3 méthodes (TEASER, RSET et régression linéaire) permet de mettre en évidence les éléments suivants :

#### BÂTIMENT B1 ET B2

Pour ces bâtiments, les HLC estimés par la méthode de la signature énergétique sont significativement plus élevés que ceux des RSET ou des modèles TEASER. Dans ce cas, soit la performance a été sur évaluée lors des pré-études thermiques, soit le COP des pompes à chaleur à été sur-évalué dans le modèle de signature.

#### BÂTIMENT B4

Les HLC issus du RSET et de TEASER sont très similaires. Cependant, le HLC estimé par régression linéaire est bien plus faible. Ceci peut indiquer une éventuelle insuffisance au niveau

du système de chauffage ou une sous-estimation du COP de la pompe à chaleur pour ce bâtiment précis.

## BÂTIMENT B5

Le RSET indique ici un coefficient de pertes plus élevé car d'importantes déperditions semblent associées aux murs extérieurs. En effet, la surface des murs extérieurs considérée dans le fichier RSET est bien plus grande que dans l'archétype. Pour la génération de l'archétype, nous avons utilisé la surface habitable ( $SU_{rt}$  dans les RSET) conformément à la documentation de TEASER, or il se trouve que la surface totale du bâtiment est environ  $1000 \text{ m}^2$  plus grande (soit  $3\,738,2 \text{ m}^2$ ). De fait TEASER semble estimer une surface de parois bien moins importante ce qui réduit le coefficient de pertes en conséquence. Par ailleurs, la valeur de HLC estimée par régression linéaire est très proche de celle du RSET, ce qui renforce la confiance que l'on peut avoir dans celle-ci.

## 5 CONCLUSION

L'exploitation de données structurelles et de mesures *in situ* à l'échelle d'un quartier pour constitution de modèles thermiques et énergétiques est une tâche complexe du fait de l'hétérogénéité, de l'incertitude et de la lacunarité des données et des modèles.

L'utilisation comparative de certificats énergétiques, d'un outil de génération de modèles archétypes de bâtiments et de signatures énergétiques est une première étape vers le croisement de données structurelles et de mesures pour la construction de modèles énergétiques à l'échelle d'un quartier. Des études sur un plus grand nombre de bâtiments de types variés permettront d'étayer ce point. Nous avons ici pu voir sur un cas d'étude réel que la comparaison du coefficient de pertes thermiques estimé par chacune de ces trois approches permet de détecter d'éventuels bâtiments problématiques (d'un point de vue performance ou qualité des données), qui pourraient mener à des investigations complémentaires et à affiner les modèles. En particulier, dans le cas d'étude présent, les résultats sur le bâtiment B5 indiquent une relativement bonne confiance sur sa performance (HLC d'environ  $6 \text{ kW.K}^{-1}$ ), et suggèrent un besoin d'études plus approfondies sur les autres bâtiments.

Dans une évolution prochaine de cette méthodologie, en présence de plus de données, il serait possible d'aller au delà d'un calcul de signature énergétique et de chercher à calculer/calibrer des modèles thermiques plus détaillés (type RC), afin de pouvoir faire des comparaisons croisées plus fines en s'appuyant sur une analyse dynamique.

## 6 FINANCEMENTS

Ces travaux ont été financés par les programmes de recherche suivants :

- IDEX Université Grenoble Alpes dans le cadre du projet Eco-SESA.
- la région Auvergne-Rhône-Alpes (Pack Ambition Auvergne-Rhône-Alpes) dans le cadre du projet OREBE
- par l'ADEME dans le cadre du projet RETHINE

## RÉFÉRENCES

Yixing Chen, Tianzhen Hong, and Mary Ann Piette. Automatic generation and simulation of urban building energy models based on city datasets for city-scale building retrofit analysis. *Applied Energy*, 205 :323–335, 2017.

Etalab. Plateforme ouverte des données publiques françaises., 2020. URL <https://www.data.gouv.fr/fr/>.

- European-Commission. Clean energy for all Europeans package, October 2017. URL [https://ec.europa.eu/energy/topics/energy-strategy/clean-energy-all-europeans\\_en](https://ec.europa.eu/energy/topics/energy-strategy/clean-energy-all-europeans_en).
- Jimeno A Fonseca, Thuy-An Nguyen, Arno Schlueter, and Francois Marechal. 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, 2016.
- Annalisa Galante, Marco Torri, et al. A methodology for the energy performance classification of residential building stock on an urban scale. *Energy and Buildings*, 48 :211–219, 2012.
- Grenoble-Alpes-Métropole. Toutes les données publiques de la métropole grenobloise., 2020. URL <http://data.metropolegrenoble.fr/>.
- Stig Hammarsten. A critical appraisal of energy-signature models. *Applied Energy*, 26(2) :97–110, 1987.
- Tianzhen Hong, Yixing Chen, Sang Hoon Lee, and Mary Ann Piette. Citybes : A web-based platform to support city-scale building energy efficiency. *Urban Computing*, 14, 2016.
- IGN. Géoservices ign., 2020. URL <https://geoservices.ign.fr>.
- Benjamin Kroposki, Brian Johnson, Yingchen Zhang, Vahan Gevorgian, Paul Denholm, Bri-Mathias Hodge, and Bryan Hannegan. Achieving a 100% renewable grid : Operating electric power systems with extremely high levels of variable renewable energy. *IEEE Power and Energy Magazine*, 15(2) :61–73, 2017.
- Tobias Loga, Britta Stein, and Nikolaus Diefenbach. Tabula building typologies in 20 european countries—making energy-related features of residential building stocks comparable. *Energy and Buildings*, 132 :4–12, 2016.
- Claudia Sousa Monteiro, André Pina, Carlos Cerezo, Christoph Reinhart, and Paulo Ferrão. The use of multi-detail building archetypes in urban energy modelling. *Energy Procedia*, 111 : 817–825, 2017.
- OpenStreetMap, 2020. URL <https://www.openstreetmap.org>.
- Camille Pajot. Omegalpes : Outil d’aide à la décision pour une planification énergétique multi-fluides optimale à l’échelle des quartiers. 2019.
- Camille Pajot, Nils Artiges, Benoit Delinchant, Simon Rouchier, Frédéric Wurtz, and Yves Maréchal. An approach to study district thermal flexibility using generative modeling from existing data. *Energies*, 12(19) :3632, 2019.
- Christoph F Reinhart and Carlos Cerezo Davila. Urban building energy modeling—a review of a nascent field. *Building and Environment*, 97 :196–202, 2016.
- Peter Remmen, Moritz Lauster, Michael Mans, Marcus Fuchs, Tanja Osterhage, and Dirk Müller. Teaser : an open tool for urban energy modelling of building stocks. *Journal of Building Performance Simulation*, 11(1) :84–98, 2018.
- RWTH-EBC. Aixlib modelica documentation., 2020a. URL <https://build.openmodelica.org/Documentation/AixLib.html>.
- RWTH-EBC. Teaser github repository., 2020b. URL <https://github.com/RWTH-EBC/TEASER>.
- Katrin Schmietendorf, Joachim Peinke, and Oliver Kamps. The impact of turbulent renewable energy production on power grid stability and quality. *The European Physical Journal B*, 90 (11) :222, 2017.