Vers le développement de modèles prédictifs individualisés du confort thermique pour les logements connectés

Valentin Hoyet[1,2]*, Marie-Lise Pannier[1], Maxime Robillart[2], David Rousseau[1]
[1]Univ Angers, LARIS, SFR MATHSTIC, F-49000 Angers, France
[2]Kocliko, 74 cours Aristide Briand, 33000 Bordeaux, France
*** valentin.hoyet@univ-angers.fr**

RESUME. L'essor du bâtiment connecté constitue une opportunité pour réaliser des diagnostics individualisés et plus précis du confort thermique dans diverses situations d'usage. Récemment, plusieurs études ont ainsi collecté des données de capteurs d'ambiance connectés et des ressentis d'occupants exposés à différentes conditions d'ambiance. Le traitement des résultats par analyses statistiques ou avec des méthodes d'intelligence artificielle permet d'envisager de développer des modèles personnalisés pour détecter des inconforts, d'évaluer les préférences thermiques ou de prédire le confort dans l'objectif d'améliorer la gestion énergétique des bâtiments. Cet article propose un état de l'art des techniques mises en œuvre pour développer ces modèles de confort et s'intéresse tout particulièrement à l'application de ces techniques au cas des logements en chauffage collectif.

MOTS-CLÉS : Confort thermique ; Ressentis des usagers ; Modèles prédictifs.

ABSTRACT. The rise of connected building is an opportunity to carry out individualized and more precise diagnoses of thermal comfort in various usage situations. Recently, several studies have collected data from connected ambient sensors and feelings of occupants exposed to different ambient conditions. Processing the results by statistical analyzes or with artificial intelligence methods makes it possible to consider developing personalized models to detect discomfort, to evaluate thermal preferences or to predict comfort with the aim of improving energy management buildings. This article proposes a state of the art of the techniques implemented to develop these models of comfort and is particularly interested in their application in the case of housing with collective heating.

KEYWORDS : Thermal comfort ; user feedback ; predictive model.

1. INTRODUCTION

Le bien-être et la santé des individus passent nécessairement par un environnement confortable et sain dans les bâtiments. Le confort au sein des bâtiments peut prendre plusieurs formes : il peut être lié à l'environnement thermique, lumineux, acoustique ou visuel. Cet article s'intéresse particulièrement au confort thermique dans les bâtiments et aux différentes méthodes et modèles pour l'estimer et le prédire.

Il peut être difficile de satisfaire au confort thermique des usagers en toutes saisons. En période hivernale, des situations d'inconfort sont observées dans des logements anciens non rénovés ou habités par des personnes en situation de précarité énergétique. Parallèlement à cela, du fait du changement climatique, la fréquence et l'intensité des vagues de chaleur augmentent (Portner et Al. 2021) entraînant potentiellement un accroissement des situations d'inconfort estival. Les situations d'inconfort sont donc liées en partie à la performance énergétique des bâtiments. Toutefois, la perception du confort est aussi subjective et variable d'un individu à l'autre. Cette variabilité inter-individu n'est pas intégrée dans les approches traditionnellement retenues pour prendre en compte le confort ; ces modèles cherchent plutôt à satisfaire au confort d'une majorité d'occupants.

Plus exactement, l'indice PMV (*Predicted Mean Vote,* Fanger 1970) décrit la valeur moyenne des votes de confort d'un grand nombre de personnes sur une échelle de sensation thermique à 7 niveaux. Il est calculé selon 6 facteurs : le métabolisme, l'isolement vestimentaire, la température radiante moyenne ainsi que la température, la vitesse et l'humidité de l'air. L'indice PPD (*Predicted Percentage of Dissatisfied,* Fanger 1970), lui, prédit le pourcentage de personnes insatisfaites pour des conditions thermiques données. Ces deux indices ne sont pas suffisamment représentatifs pour modéliser correctement toutes les variabilités, car ils ont été testés sur trop peu de personnes et pour un climat spécifique. Ce modèle a été développé sur la base d'expérimentations sur 1300 individus auxquels il a été demandé d'évaluer leur perception du confort thermique. Ces expérimentations ont été réalisées dans des conditions climatiques homogènes et contrôlées (salle climatique). Son objectif est de prédire le ressenti d'un individu moyen, alors que le ressenti est une notion subjective qui peut varier d'un individu à l'autre ou pour le même individu dans des conditions d'ambiance similaires. Le modèle PMV ne prend pas en compte ces fluctuations dans le temps en supposant des conditions de laboratoire (J. van Hoof 2008).

Plus récemment, l'approche adaptative a été proposée, par exemple dans la norme NF EN 16798-1. L'hypothèse adaptative prédit que les facteurs contextuels, tels que l'accès aux contrôles environnementaux et l'historique thermique passé, influencent les attentes et les préférences thermiques des occupants du bâtiment. Contrairement à l'approche PMV basée sur des expérimentations en chambres climatiques dans des conditions contrôlées, l'approche adaptative se base sur des enquêtes *in-situ*. L'approche adaptative est un meilleur prédicteur de confort que les indices PMV et PPV dans les bâtiments à ventilation naturelle (Orosa et Oliveira 2011).

Depuis peu, de nombreuses études se sont intéressées aux méthodes pour relier confort ressenti et données d'ambiance ainsi qu'aux moyens employés pour récolter ces données. Cet article a pour objectif de faire un état de l'art de ces méthodes et d'identifier celles pertinentes pour le cas des bâtiments en chauffage collectif faiblement instrumentés.

Dans un premier temps, la méthodologie utilisée pour la recherche d'information sera détaillée puis les résultats et observations de l'état de l'art seront présentés et mis en relation avec le cas d'étude.

2. METHODOLOGIE

Les recherches pour cet état de l'art ont été effectuées sur Scopus avec les mots clés suivants : « *occupant ; feedback ; comfort ; building ; thermal* ». Scopus retourne 8500 résultats via cette recherche. Les articles sont retenus selon qu'ils traitent :

- De la collecte du ressenti thermique des occupants dans les bâtiments ;
- De la prédiction du confort dans les bâtiments ou de l'utilisation de la prédiction du confort pour automatiser des équipements à des fins d'économies d'énergies.

Selon ces critères, 34 articles ont été sélectionnés : 21 articles concernent des études dans des bâtiments tertiaires, 7 dans des logements et 6 sont réalisés en laboratoire (i.e. dans des environnements contrôlés). En ce qui concerne les climats : 19 études concernent des climats chauds, 9 des climats froids et 5 études se concentrent sur des climats tempérés. Les articles sélectionnés ont aussi été classés selon les mots clés les plus fréquents (figure 1) et selon les 2 critères cités précédemment (figure 2).

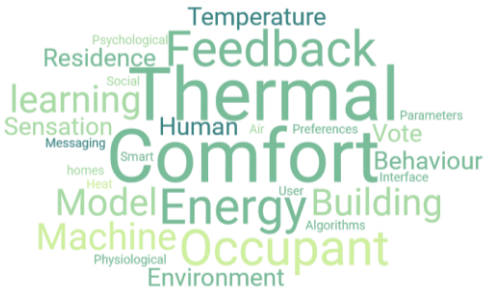

Figure 1 : Mots-clés par nombre d'apparition

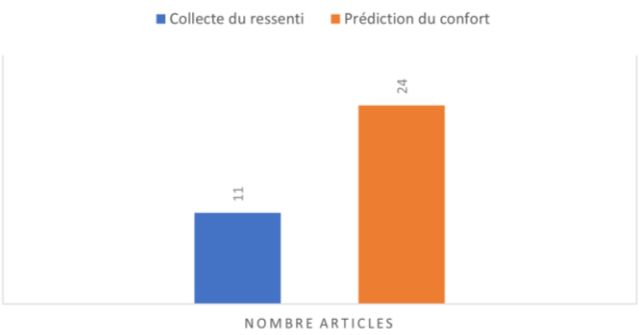

Figure 2 : Classement des articles par objectif d'étude.

3. ETUDE DE CAS

Cette étude s'inscrit dans le cadre du projet CoLoC (Confort des Logements Connectés) dont le but est de développer des modèles prédictifs individualisés du confort thermique pour des bâtiments faiblement instrumentés, croisant données physiques/objectives (mesurées) et données subjectives.

Le développement de modèles de confort thermique basés sur des données *in-situ* regroupe plusieurs intérêts. Tout d'abord, le recueil du ressenti de chaque usager permet de réaliser des diagnostics précis des conforts thermiques hivernaux et estivaux et ainsi d'enrichir les audits réalisés classiquement par les bureaux d'études. Ensuite, dans le cadre du développement de stratégies de régulation individualisées, la prise en compte du confort des usagers à travers une approche interactive donne aux ménages les moyens de comprendre et d'agir (en connaissance de cause) sur leur confort et les consommations énergétiques sous-jacentes. Enfin, dans le cadre d'un projet de rénovation d'une résidence, ces modèles de confort thermique peuvent être intégrés dans les outils d'aide à la décision tels que les logiciels de simulation thermique dynamique et ainsi fiabiliser les résultats.

On s'intéresse ici à des immeubles collectifs locatifs faiblement isolés en chauffage collectif limitant ainsi les possibilités d'actions des occupants sur la régulation. Dans ce contexte, il s'agit de prendre en compte la difficulté de recueillir en temps réel le ressenti des occupants. D'une part, les habitants ne seront pas toujours enclins à communiquer leurs ressentis. D'autre part, cette étude concernant une grande diversité de personnes (âge, genre, profession, etc..), la méthode pour recueillir leur sensation thermique devra être accessible à tous. De plus, du fait de l'instrumentation limitée, seule la température et l'humidité seront mesurables en intérieur et extérieur.

4. RESULTATS

4.1. LA COLLECTE DE DONNEES

Le **recueil du retour d'expérience** (opinion et perception) des occupants sur la qualité de l'environnement intérieur lors de l'utilisation des bâtiments est une étape cruciale pour comprendre comment améliorer la satisfaction des usagers et la consommation énergétique des bâtiments. Les enquêtes adressées aux occupants se sont révélées être une technique utile pour acquérir des informations sur la qualité de l'environnement dans les bâtiments (Bordass et Leaman 2005). La méthode la plus simple pour connaître le ressenti des utilisateurs est de leur soumettre des **questionnaires écrits** pouvant prendre plusieurs formes**.** La plupart sont des **QCM** (Questionnaire à Choix Multiples) demandant des informations relatives aux utilisateurs. Certains questionnaires sont

plus ouverts (avec des questions ouvertes ou semi-ouvertes), mais les informations alors obtenues sont plus difficiles à numériser pour être prises en compte dans un calcul de confort. Ces questionnaires sont généralement destinés à des audits du confort. On retrouve les QCM écrits dans la littérature lorsqu'il s'agit d'expériences sur des périodes de temps courtes (i.e. de l'ordre d'une journée) effectuées dans des laboratoires (Palani et Karatas 2021; Haque et Qavi 2017). Ces types d'expériences présentent cependant un risque décrit par l'effet Hawthorne (Pastore et Andersen 2019), c'est à dire que les participants ont conscience de participer à une expérience, ce qui peut modifier leur comportement. Il devient donc difficile de créer des conditions réelles.

L'utilisation de nouvelles technologies permet d'obtenir ces informations de manière plus régulière et sans intervention extérieure. Une technologie beaucoup citée par les articles est la **montre connectée**, qui présente plusieurs avantages. D'une part, l'utilisateur la porte en permanence, ce qui lui donne la possibilité d'envoyer son ressenti à tout moment. Mais aussi, la montre sert de capteur pour mesurer la température de la peau de l'utilisateur ou son rythme cardiaque (Abdelrahman, Chong, et Miller 2022). Bien que cet aspect soit mis en valeur dans la littérature, ces données semblent difficilement utilisables dans le cas des logements locatifs, car elles représenteraient une atteinte à la vie privée des locataires. Les montres connectées sont la plupart du temps accompagnées par des interfaces web ou mobile. Par exemple, l'application Cozie (Jayathissa et Al. 2022) est une application *open source* servant d'interface graphique entre la montre et son utilisateur. Cette application a été testée et mise à jour sur plusieurs études et donne la possibilité aux utilisateurs de partager leur ressenti thermique via des interfaces minimalistes facile à utiliser. Bien que les montres connectées présentent plusieurs avantages, il est tout aussi possible d'utiliser seulement une **interface web ou mobile** pour obtenir les mêmes données subjectives à un moindre coût (Salamone et al. 2018).

Afin de sensibiliser les utilisateurs sur l'importance de leur rôle dans l'expérience globale et sur leurs impacts sur la consommation énergétique de leur foyer, il est possible de leur transmettre des informations concernant l'environnement thermique de leur logement (Li, Loveday, et Demian 2021; 2019). La non-compréhension de l'expérience ou des outils mis à disposition peuvent être un frein conséquent à la participation des occupants (Sovacool et al. 2020). C'est pourquoi il est important de les engager dans l'objectif de recherche. De nombreux articles traitant ce sujet montrent que l'échange d'information est amélioré s'il est effectué via des interfaces graphiques simples et visuelles (Gupta, Barnfield, et Gregg 2018; Lassen, Josefsen, et Goia 2021).

Il existe encore d'autres méthodes pour recueillir le ressenti des utilisateurs, comme par exemple l'utilisation dans des bureaux d'un tableau de bord affichant des ***smiley faces***, sur lesquels les occupants peuvent appuyer en fonction de leur perception (Lassen at Al. 2022). Cette étude présente deux problèmes à prendre en compte. Premièrement l'utilisation de ce type de technologie provoque un effet de nouveauté chez les utilisateurs, une baisse de participation au cours du temps est donc à attendre. Deuxièmement, si les votants ne sont pas identifiés par le système certains utilisateurs peuvent voter à des fréquences différentes ce qui créerait un biais dans les données.

Pour finir, certains articles récents évoquent l'utilisation d'algorithmes pour récupérer le ressenti des utilisateurs de manières plus intelligentes : déclencher la demande d'information lorsqu'un utilisateur est détecté dans une pièce (Konis et al. 2022), ou faire varier la fréquence d'interrogation des usagers en fonction de la quantité d'information nécessaire (Lee et al. 2020). Certaines méthodes sont encore expérimentales mais pourraient apporter de nombreux avantages. Par exemple, analyser directement

l'expression du visage des occupants pourrait permettre de récupérer le ressenti des utilisateurs sans intervenir directement sur l'environnement d'étude (Marchenko et al. 2020). Les utilisateurs n'auraient pas de démarche à faire eux-mêmes pour partager leur sensation et cela réduirait le sentiment de participer à une expérience. Cependant, l'usage de caméra est très intrusif et inenvisageable dans le contexte du logement.

Dans le cas de logements, la vie privée de l'occupant est une variable importante à prendre en compte. En effet, l'objectif est de recueillir des informations dans le quotidien des usagers, ce qui peut représenter un obstacle à leur participation. C'est pourquoi il est important de les engager dans le projet en leur partageant des informations les plus claires possible et en utilisant des outils simples. Une formation pourra être proposée afin de s'assurer de la compréhension des utilisateurs. Les interfaces web et mobiles semblent être la meilleure solution pour répondre à cette problématique parce qu'elles répondent aux besoins pour un moindre coût.

Il s'agit donc de trouver un compromis entre le bien-être des occupants pendant l'expérience et la précision des données récoltées. Une fois cette question résolue, l'identification d'un modèle de confort thermique peut être réalisée par l'utilisation de méthodes statistiques.

4.2. TRAITEMENT DE DONNEES

4.2.1. Les données

De nombreuses études cherchent à définir le confort thermique dans les bâtiments en s'intéressant aux informations qui agissent sur ce dernier. Ces données sont directement mesurables dans l'environnement étudié. Parmi elle, la qualité de l'air, la vitesse de l'air, l'humidité, la température ambiante et radiante et la température de la peau de l'occupant ont un impact sur la sensation de confort.

En plus des données physiques mesurables de l'environnement, d'autres variables influent sur le confort thermique d'un occupant (tableau 1).

Variable	Effet	Mesure
Genre	Le genre peut modifier la perception de température. (Karjalainen. 2012)	• Questionnaire
Age	L'âge peut agir sur la capacité à réguler la température corporelle. (J. V. Hoof et Hensen 2006)	• Questionnaire
Localisation dans le bâtiment	Ensoleillement, distance par rapport aux équipements thermiques. (Abdelrahman, Chong, et Miller 2022)	• Plan du bâtiment • Vectorisation de la localisation [build2Vec]
Activité	Décrit par la norme ISO 7730 comme bon prédicteur du confort.	• Questionnaire • Montre connectée
Habillement	Décrit par la norme ISO 7730 comme bon prédicteur du confort.	• Questionnaire • Caméra infrarouge
Heure de la journée	Des variations de préférences de températures sont observées en raison du rythme circadien. (Vellei et al. 2021)	• Via données datées
Climat de vie de l'occupant	Les habitudes thermiques de l'occupant peuvent modifier sa perception thermique. (Pastore et Andersen 2019)	• Questionnaire

Tableau 1 : Liste des variables non mesurables

La notion de confort est subjective et n'est pas évidente à numériser afin d'être prise en compte dans un calcul. Certaines normes proposent ainsi des échelles de confort afin de l'évaluer et de l'utiliser plus clairement. Elle est traduite sous deux formes dans la littérature. La première représente la **sensation thermique** :

- Échelle ASHRAE (1992) : froid (−3), frais (−2), légèrement frais (−1), neutre (0), légèrement chaud (+1), chaud (+2), très chaud (+3).
- Échelle Bedford (1950) : beaucoup trop froid (−3), trop froid (−2), frais mais confortable (−1), confortable (0), chaud mais confortable (+1), trop chaud (+2), beaucoup trop chaud (+3).

La deuxième forme pour représenter le confort est la **préférence thermique** :

- Échelle McIntyre (1980) : plus chaud (−1), pas de changement (0), plus frais (+1).
- Échelle Nicol (2012) : beaucoup plus chaud (−2), un peu plus chaud (−1), pas de changement (0), un peu plus frais (+1), beaucoup plus frais (+2).
- Échelle ASHRAE (1992) : beaucoup plus chaud (−3), plus chaud (−2), légèrement plus chaud (−1), pas de changement (0), légèrement plus frais (+1), plus frais (+2), beaucoup plus frais (+3).

4.2.2. Les algorithmes de traitement de données

La très grande majorité des algorithmes utilisés pour prédire le confort sont des algorithmes de *machine learning*. La figure 3 fait l'inventaire de ces techniques, en sélectionnant l'algorithme présentant les meilleurs résultats pour chaque étude.

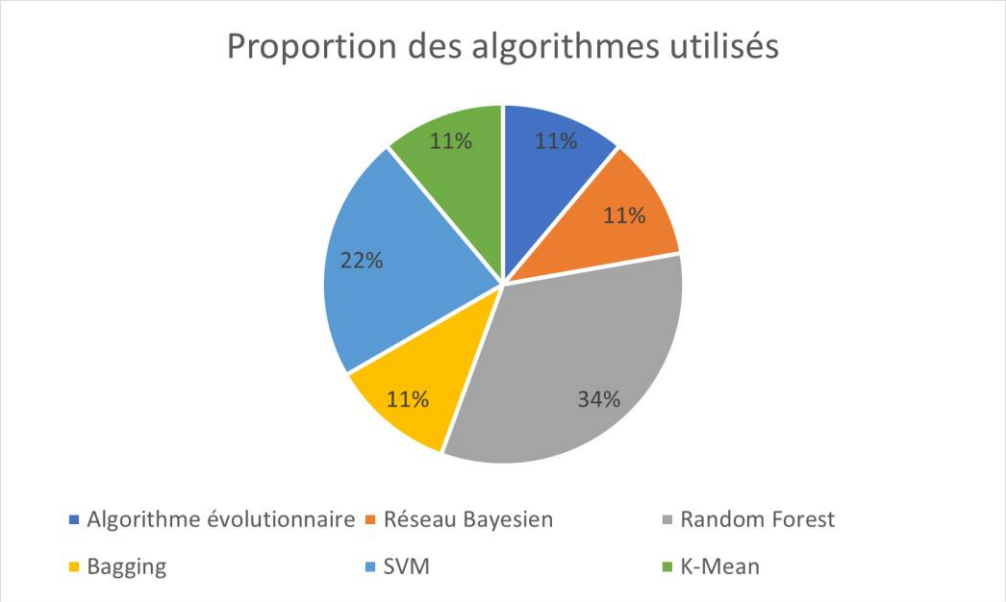

Figure 3 : Proportion des algorithmes utilisés

Les algorithmes de random forest semblent être l'option qui présente les meilleurs résultats le plus souvent, mais ces algorithmes restent sensibles aux données utilisées. Il est donc important de choisir la meilleure méthode en fonction de la connaissance du problème et des données à disposition. Le tableau 2 montre les résultats de différentes expériences en fonction des algorithmes et des métriques utilisées.

Certaines applications retiennent des algorithmes de deep learning, mais elles exploitent de grands jeux de données déjà construits, comme le jeu de données ASHRAE (Licina et al. 2018). En effet, la plupart des expériences de collecte de données traitées dans la littérature ne permettent pas de retourner

suffisamment d'informations pour justifier l'utilisation du deep learning. Comme décrit précédemment, dans le cas de logements locatifs, la situation sera similaire. Une faible quantité d'informations sera disponible. L'utilisation de deep learning ne parait donc pas adéquate. Les algorithmes de random forest semblent prometteur, mais un plus grand panel de techniques devra être testé.

Référence	**Objectif du modèle**	**Modèle**	**Métrique d'évaluation**	**Résultats**	**Durée | Fréq. questions | Nb. occupants**	**Nb. lignes | Nb. variables**
(Liu et al. 2018)	Préférence thermique	Random forest	Précision	0.75	14 jours | 12/jour | 20	300 | 11
(Wu et al. 2018)	Sensation thermique	Bagging	Erreur absolue moyenne | Erreur quadratique moyenne | R^2 | R	0.7570 | 0.9481 | 0.4986 | 0.7061	2 mois | 1 fois | 800	800 | 10
(Wu et al. 2018)	Sensation thermique	Réseau de neurone	Erreur absolue moyenne | Erreur quadratique moyenne | R^2 | R	0.7600 | 0.9605 | 0.4897 | 0.6998	2 mois | 1 fois | 800	800 | 10
(Wu et al. 2018)	Sensation thermique	Support vector machine	Erreur absolue moyenne | Erreur quadratique moyenne | R^2 | R	0.7933 | 0.9915 | 0.4514 | 0.6719	2 mois | 1 fois | 800	800 | 10
(Salamone et al. 2018)	Sensation thermique	Random forest | Régression logistique | Support vector machine	Précision	0.991964 | 0.81409 | 0.953167	4 jours | non précisé | 8	9000 | 6
(Farhan et al. 2015)	Sensation thermique	Support vector machine	Précision	0.767	Non précisé	1000 | 7
(Chaudhuri et al. 2017)	Sensation thermique	Support vector machine | K-nearest neighbor	Précision	0.7970 | 0.7246	Non précisé | 1 fois | 250	250 | 9

Tableau 2 : Résultats d'expériences menées dans la littérature

5. DISCUSSION

L'état de l'art permet de définir une stratégie pour le cas d'étude proposé. La récolte de feedback se fera via une interface web et mobile, qui permettra aux utilisateurs de partager leur ressenti thermique lorsqu'ils le souhaitent contrairement à des QCM à remplir manuellement. La majorité des utilisateurs sont équipés de téléphone portable, et répondre à un court questionnaire à la suite d'une notification reçue semble être le moyen le plus rapide et donc le moins contraignant pour les locataires de retourner leur sensation thermique. Un travail important sera à réaliser pour faciliter l'expérience utilisateur. Les montres connectées auraient aussi été une solution peu contraignante mais peu de personnes en possède aujourd'hui. Une autre possibilité aurait été de placer des écrans affichant des *smiley faces* dans la résidence mais cette méthode ne semble pas obtenir de bons résultats selon d'autres expériences. Cette option ne permettrait pas non plus de localiser les problèmes d'inconfort dans la résidence.

La plupart des données subjectives pourront être collectées au début de l'expérience via des questionnaires. L'obstacle est l'acquisition de la sensation de confort qui devra être obtenue à de nombreuses reprises. Il reste important de préciser que ce retour d'information ne pourra pas être recueilli à une fréquence très élevée afin de ne pas déranger les occupants des logements dans leur vie privée. Il existe très peu de recherches spécifiques aux logements locatifs, il est donc difficile de prédire

le taux de participation des utilisateurs. Dans un premier temps, un retour des utilisateurs sera demandé une fois par jour via des notifications mails et SMS, puis la fréquence de réponse sera étudiée et adaptée au besoin.

L'objectif est d'utiliser toutes les informations subjectives utiles (voir partie Traitement de données) disponibles sur l'occupant pour adapter au maximum la prédiction du confort à l'individu observé. Ses données seront croisées avec un historique des mesures physiques de l'environnement afin de prendre en compte les variations de ressenti dans le temps.

Bien que cette étude ne permette pas de conclure sur le meilleur algorithme à utiliser pour le cas proposé, certaines pistes sont envisagées. Le *deep learning* apparaît compliqué à mettre en place mais plusieurs algorithmes de *machine learning* pourront être testés afin d'obtenir une prédiction optimale de la sensation de confort. Les modèles devront dans un premier temps effectuer une régression sur la note de confort, afin de prendre en compte la distance entre les notes prédite et réelle, là où une classification chercherait seulement si la note prédite est bonne. De cette manière, le modèle devrait se rapprocher au maximum de la note de confort réelle même si la prédiction n'est pas exacte. Ensuite, la précision des modèles sera mesurée pour comparer les résultats. Des techniques d'augmentation pourront également être mise en place pour pallier le manque de données, ces techniques consistant à générer des données artificielles pour améliorer la diversité des données déjà à disposition (Forestier et Al. 2017).

6. CONCLUSION

Cet article présente un état de l'art des différentes techniques pour récolter le ressenti des utilisateurs dans un bâtiment, ainsi que des variables et algorithmes à disposition pour la prédiction du confort thermique. Il propose aussi une analyse de l'applicabilité des méthodes disponibles au contexte de logements collectifs. Les méthodes les plus adaptées, i.e. la collecte de ressentis par des interfaces web et mobiles d'une part et le traitement des données collectées avec des méthodes de *machine learning* d'autre part, seront mise en œuvre sur un ensemble d'immeubles collectifs.

En perspective, le recueil du ressenti des usagers permettra dans un premier temps de réaliser des diagnostics précis du confort thermique (hivernal et estival) pour un bâtiment donné. Ces modèles prédictifs du confort thermique pourront également être intégrés dans des stratégies de gestion individualisées pour améliorer le confort des ménages tout en réduisant leur consommation d'énergie. À terme, ces modèles de confort thermique pourront être intégrés dans des outils d'aide à la décision tels que les logiciels de simulation thermique dynamique et ainsi fiabiliser les résultats.

7. REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet ANR CoLoC (Confort des Logements Connectés) du Plan de Relance, visant la préservation de l'emploi en R&D.

8. BIBLIOGRAPHIE

Abdelrahman, M. M., A. Chong, et C. Miller. 2022. « Personal Thermal Comfort Models Using Digital Twins: Preference Prediction with BIM-Extracted Spatial–Temporal Proximity Data from Build2Vec ». *Building and Environment* 207: 108532. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108532.

Bordass, Bill, et Adrian Leaman. 2005. « Making feedback and post-occupancy evaluation routine 3: Case studies of the use of techniques in the feedback portfolio ». *Building Research & Information* 33 (4): 361-75. https://doi.org/10.1080/09613210500162032.

Chaudhuri, Tanaya, Yeng Soh, Hua Li, et Lihua Xie. 2017. « Machine Learning based Prediction of Thermal Comfort in Buildings of Equatorial Singapore ». https://doi.org/10.1109/ICSGSC.2017.8038552.

Fanger, P. O. 1970. « Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering. » *Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering.* https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19722700268.

Farhan, Asma Ahmad, Krishna Pattipati, Bing Wang, et Peter Luh. 2015. « Predicting individual thermal comfort using machine learning algorithms ». In *2015 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, 708-13. https://doi.org/10.1109/CoASE.2015.7294164.

Gupta, Rajat, Laura Barnfield, et Matthew Gregg. 2018. « Exploring innovative community and household energy feedback approaches ». *Building Research & Information* 46 (3): 284-99. https://doi.org/10.1080/09613218.2017.1356130.

Haque, Md. Akiful, et I. Qavi. 2017. « Natural Convection Heat Transfer from Human Body in different postures ».

Hoof, J. van. 2008. « Forty Years of Fanger's Model of Thermal Comfort: Comfort for All? » *Indoor Air* 18 (3): 182-201. https://doi.org/10.1111/j.1600-0668.2007.00516.x.

Hoof, J. Van, et J.L.M. Hensen. 2006. « Thermal Comfort and Older Adults ». *Gerontechnology* 4 (4): 223-28. https://doi.org/10.4017/gt.2006.04.04.006.00.

Jayathissa, Quintana, Sood, Nazarian, Miller « Is your clock-face cozie? A smartwatch methodology for the in-situ collection of occupant comfort data ». 2022. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1343/1/012145.

Karjalainen « Thermal comfort and gender: a literature review - 2012 - Indoor Air - Wiley Online Library ». s. d.. https://doi.org/10.1111/j.1600-0668.2011.00747.x.

Konis, Blessenohl, Kedia, Rahane « TrojanSense, a participatory sensing framework for occupant-aware management of thermal comfort in campus buildings ». 2022. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106588.

Lassen, Francesco, Stefano, Schiavon, Pantelic « Field investigations of a smiley-face polling station for recording occupant satisfaction with indoor climate ». 2022. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107266.

Lassen, Niels, Terje Josefsen, et Francesco Goia. 2021. « Design and In-Field Testing of a Multi-Level System for Continuous Subjective Occupant Feedback on Indoor Climate ». *Building and Environment* 189: 107535. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107535.

Lee, S., P. Karava, A. Tzempelikos, et I. Bilionis. 2020. « A smart and less intrusive feedback request algorithm towards human-centered HVAC operation ». https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107190.

Li, Ziqiao, Dennis Loveday, et Peter Demian. 2019. « Feedback Messaging, Thermal Comfort and Usage of Office-Based Personal Comfort Systems ». *Energy and Buildings* 205: 109514. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109514.

Li, Loveday, Demain 2021. « Nudging and Usage of Thermal Comfort-Related Systems ». *Energy and Buildings* 252: 111480. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111480.

Liu, Shichao, Ming Jin, Hari Prasanna Das, et Costas Spanos. 2018. « Personal thermal comfort models based on physiological parameters measured by wearable sensors ». https://escholarship.org/uc/item/3qk6d6tv.

Marchenko, Alla, Alenka Temeljotov-Salaj, Victor Rizzardi, et Odne Oksavik. 2020. « The Study of Facial Muscle Movements for Non-Invasive Thermal Discomfort Detection via Bio-Sensing Technology. Part I: Development of the Experimental Design and Description of the Collected Data ». *Applied Sciences* 10 (20): 7315. https://doi.org/10.3390/app10207315.

Orosa, José A., et Armando C. Oliveira. 2011. « A New Thermal Comfort Approach Comparing Adaptive and PMV Models ». *Renewable Energy* 36 (3): 951-56. https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.09.013.

Palani, Hevar, et Aslihan Karatas. 2021. « Identifying Energy-Use Behavior and Energy-Use Profiles of Hotel Guests ». *Applied Sciences* 11 (13): 6093. https://doi.org/10.3390/app11136093.

Pastore, Luisa, et Marilyne Andersen. 2019. « Building Energy Certification versus User Satisfaction with the Indoor Environment: Findings from a Multi-Site Post-Occupancy Evaluation (POE) in Switzerland ». *Building and Environment* 150 (mars): 60-74. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.01.001.

Salamone, Francesco, Lorenzo Belussi, Cristian Currò, Ludovico Danza, Matteo Ghellere, Giulia Guazzi, Bruno Lenzi, Valentino Megale, et Italo Meroni. 2018. « Integrated Method for Personal Thermal Comfort Assessment and Optimization through Users' Feedback, IoT and Machine Learning: A Case Study † ». *Sensors* 18 (5): 1602. https://doi.org/10.3390/s18051602.

Schaudienst, Falk, et Frank U. Vogdt. 2017. « Fanger's Model of Thermal Comfort: A Model Suitable Just for Men? » *Energy Procedia*, 11th Nordic Symposium on Building Physics, NSB2017, 11-14 2017, Trondheim, Norway, 132 (octobre): 129-34. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.09.658.

Vellei, Marika, Giorgia Chinazzo, Kirsi-Marja Zitting, et Jeffrey Hubbard. 2021. « Human thermal perception and time of day: A review ». *Temperature* 8 (4): 320-41. https://doi.org/10.1080/23328940.2021.1976004.

Wu, Zhibin, Nianping Li, Jinqing Peng, Haijiao Cui, Penglong Liu, Hongqiang Li, et Xiwang Li. 2018. « Using an Ensemble Machine Learning Methodology-Bagging to Predict Occupants' Thermal Comfort in Buildings ». *Energy and Buildings* 173: 117-27. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.05.031.