

Sobriété énergétique et optimisation intégrée des stratégies de rénovation et de gestion des bâtiments de bureaux en France : impacts énergétiques, économiques et environnementaux

Adnane M'SAOURI EL BAT^{1*}, Antoine LECONTE², Jean-Gabriel WINKLER¹, Ophélie OUVRIER-BONNAZ²

¹PANDO2

46 Rue René Clair – 75018 Paris

²Univ. Grenoble Alpes, CEA, Liten

INES, 73375 Le Bourget-du-Lac, France

*(auteur correspondant : adnane@pando2.com)

Résumé - Face aux enjeux environnementaux, la sobriété énergétique des bâtiments tertiaires s'impose comme une priorité. Cet article présente une méthodologie combinant simulations thermiques dynamiques, analyse de sensibilité et intelligence artificielle pour optimiser les stratégies de rénovation et de gestion des usages dans les bureaux. L'approche, centrée sur 11 paramètres clés, montre qu'une combinaison de rénovations ciblées et de gestion coordonnée peut réduire significativement la consommation énergétique, tout en limitant les coûts et les émissions de CO₂.

Abstract - Faced with environmental challenges, energy efficiency in tertiary buildings has become a strategic priority. This paper introduces an integrated methodology combining dynamic thermal simulations, sensitivity analysis, and artificial intelligence to optimize renovation and usage management strategies in office buildings. Focusing on 11 key parameters, the approach demonstrates that combining targeted renovations with coordinated management can significantly reduce energy consumption while lowering costs and CO₂ emissions.

Nomenclature

T Température, °C

$p4$ Débit d'infiltration sous 4Pa, m³.h⁻¹.m²

U Conductance, W.m⁻².K⁻¹

S Indice de Sobol

Indices et exposants

HC Chauffage et Rafraichissement

mur Murs Extérieurs

pb Plancher Bas

ph Plancher Haut

sp Consigne

$spRed$ Consigne Réduite

1. Introduction et objectifs

En Europe, le secteur des bâtiments représente environ 40 % de la consommation énergétique finale et près de 36 % des émissions de CO₂, avec une contribution significative des bâtiments tertiaires tels que les bureaux [1]. En France, cette situation est aggravée par un parc immobilier vieillissant, dont une grande partie nécessite des rénovations pour atteindre les objectifs ambitieux fixés par l'Accord de Paris et la Directive Européenne sur la Performance Énergétique des Bâtiments [2]. Face à ces défis, la sobriété énergétique des bâtiments tertiaires s'impose comme une priorité stratégique. Cependant, malgré les incitations politiques et les mécanismes de financement, le taux de rénovation énergétique en Europe reste limité à environ 1 % à 2 % par an, alors qu'un rythme de 3 % serait nécessaire pour répondre aux ambitions climatiques [3]. Par ailleurs, le manque de coordination entre les acteurs des projets de rénovation et les approches fragmentées limitent l'efficacité des actions entreprises. Des études

ont notamment montré que des stratégies combinant des rénovations ciblées et une gestion optimisée des usages permettent d'obtenir des résultats plus significatifs [4]. Mais il est encore actuellement difficile d'évaluer de manière simple, rapide et fiable les impacts combinés de ces stratégies sur les plans énergétique, économique et environnemental.

Il est donc essentiel de fournir des outils fiables permettant aux gestionnaires et décideurs d'identifier facilement les interventions prioritaires et les stratégies de rénovation les plus efficaces. Une méthodologie d'estimation de l'influence de différentes modifications apportées à des bâtiments, s'appuyant sur des caractéristiques accessibles de l'état actuel d'un parc, offrirait un guide utile pour inciter les acteurs du domaine. Des recherches récentes ont mis en lumière des solutions novatrices, telles que l'utilisation de simulations thermiques dynamiques et l'intégration de l'intelligence artificielle pour prédire avec précision les impacts des différentes configurations testées [5]. De même, l'analyse de sensibilité a démontré son efficacité pour identifier les paramètres les plus influents, comme les propriétés thermiques de l'enveloppe et les températures de consigne, afin de maximiser les économies d'énergie [6].

Dans ce contexte, cet article propose une méthodologie pour évaluer simultanément les stratégies de rénovation et de gestion des usages des bureaux. Un outil issu de cette méthodologie permet de proposer des recommandations spécifiques pertinentes aux gestionnaires de parc pour accélérer la transition énergétique dans le secteur des bâtiments tertiaires en France et en Europe.

2. Méthodologie globale

La méthodologie proposée dans cet article a pour objectif de fournir des estimations rapides, ne nécessitant pas de longs calculs de simulations détaillées, des besoins de chauffage de bâtiments tertiaires dans de multiples conditions. Ces estimations seront notamment utilisées pour donner des pistes de configurations optimales selon des critères énergétiques et économiques.

Pour cela, 11 paramètres relatifs à l'enveloppe et à la gestion du chauffage et de la ventilation ont été retenus pour caractériser les bâtiments tertiaires. Ces paramètres sont normalement accessibles ou estimables pour caractériser l'état actuel d'un bâtiment tertiaire et ses évolutions possibles en termes de rénovation et de gestion. Ils sont présentés dans le Tableau 1 ci-dessous.

Pour réaliser les estimations pour chaque combinaison possible de ces 11 paramètres, la méthodologie proposée s'appuie sur la constitution d'une base de données initiale (ici par simulations thermiques dynamiques, section 3), puis sur une analyse de sensibilité permettant l'analyse de paramètres retenus (ici par la méthode de Sobol, section 4) pour finalement identifier un métamodèle (ici par réseau de neurones artificiel, section 5). Par souci de concision dans cet article, la méthodologie sera appliquée au seul cas d'un bâtiment de bureau à Paris.

3. Base de données : Simulation thermique dynamiques

La première étape consiste à construire une base de données conséquente, représentative du type de bâtiment étudié (bâtiment de bureau pour ce cas d'étude). Cette base serait idéalement constituée de données réelles et validées. Mais elle nécessite un nombre de points considérable, de l'ordre de plusieurs milliers pour une typologie de bâtiment. Ce genre de données n'est pas encore accessible et il n'est donc pour l'instant pas possible de se baser sur des données réelles. Ces dernières pourraient être disponibles dans un futur relativement proche par le biais des obligations réglementaires (via les informations à renseigner dans le cadre du décret tertiaire sur la plateforme OPERA de l'ADEME) et les monitorings de plus en plus systématiques et complets des bâtiments tertiaires (mesures internes, données des opérateurs de réseaux énergétiques...).

| Nom | Type | Valeurs | Unité | Remarques |
|-------------|---------|-------------|--|---|
| classVentil | Discret | {0;1;2;3} | - | Classes de ventilation 0 : Absence de ventilation 1 : Modulation selon le nombre d'occupant 2 : Débit nominal en présence d'occupant 3 : Débit nominal constant |
| THsp | Continu | [19;22] | °C | Température de consigne de chauffage en présence des occupants |
| anticipHC | Continu | [1;6] | h | Nombre d'heure d'anticipation des consignes de chauffage |
| scheduleHC | Discret | {0;1} | - | Planification d'arrêt de la chaufferie 0 : Aucun arrêt 1 : Arrêt pendant les weekends, les vacances et les jours de télétravail |
| THspRed | Continu | [14;16] | °C | Température de consigne de chauffage réduite |
| p4 | Continu | [0.6;2.0] | $\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1} \cdot \text{m}^{-2}$ | Débit d'infiltration sous 4 Pa |
| dimVentil | Continu | [0;32] | $\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1} \cdot \text{p}^{-1}$ | Débit de ventilation |
| vitrType | Discret | {1;2;3} | - | Type de vitrage 1. Simple 6 2. Double 4-12-4 3. Double 4-16-4 |
| Umur | Continu | {0.11;3.90} | $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$ | Conductance globale des murs |
| Upb | Continu | {0.16;3.40} | $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$ | Conductance globale du plancher bas |
| Uph | Continu | {0.14;2.50} | $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$ | Conductance globale du plancher haut |

Tableau 1 : Paramètres retenus pour caractériser l'état de l'enveloppe et de la gestion d'un bâtiment tertiaire

En l'absence de ces données, des simulations thermiques dynamiques ont été réalisées à l'aide du logiciel TRNSYS (version 18.04), outil largement reconnu et validé dans la littérature scientifique pour la modélisation énergétique des bâtiments [7]. Les résultats donnent des estimations de besoins de chauffage et de confort thermique en fonction des 11 paramètres présentés ci-dessus tout en prenant en compte les interactions dynamiques complexes entre les systèmes de régulation et les caractéristiques de l'enveloppe.

Le modèle retenu pour représenter les besoins des bâtiments de bureau a fait l'objet de comparaisons avec les statistiques nationales [8]. Il prend en compte une architecture générique, représentée dans la Figure 1, qui comprend :

- Quatre zones chauffées (NO, NE, SO, SE), chacune équipée d'une fenêtre de 8 m².
- Une zone centrale non chauffée, simulant des espaces de circulation.

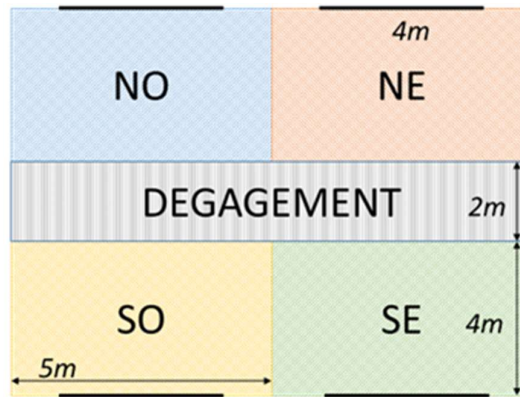


Figure 1 : Architecture de bâtiment générique retenu et ses principales dimensions.

Les profils d'occupation des bureaux ont été définis conformément à la norme ISO 52120 [9], avec des plages horaires standard de 7h à 18h. Les stratégies de régulation du Tableau 1 ci-dessus ont été intégrées de manière dynamique dans les simulations. Les données climatiques horaires utilisées proviennent de Météonorm (version 8). Les résultats de ce modèle sont cohérents par comparaison avec différentes données d'études nationales disponibles sur les bâtiments de bureau [8].

5000 simulations ont été générées en combinant les paramètres mentionnés ci-dessus à l'aide de la méthode du Latin Hypercube Sampling (LHS). Cette technique d'échantillonnage permet de couvrir efficacement l'espace des paramètres tout en minimisant le nombre de simulations nécessaires.

4. Analyse de sensibilité : Méthode de Sobol

L'analyse de sensibilité vise à quantifier, vérifier et hiérarchiser l'influence des paramètres d'entrée sur les estimations des besoins de chauffage des bureaux. Elle a été menée à l'aide de la méthode de Sobol [10], basée sur une décomposition de la variance totale des sorties du modèle. Cette approche permet à la fois d'identifier les paramètres ayant l'impact le plus significatif et de révéler les interactions importantes entre ces paramètres. Deux types d'indices sont calculés : les indices de premier ordre, mesurant l'effet direct isolé de chaque paramètre, et les indices totaux (ST), qui prennent en compte l'ensemble des interactions. Ces indices, compris entre 0 et 1, sont obtenus à partir d'un grand nombre de simulations selon un plan d'échantillonnage quasi-aléatoire de type Saltelli [10]. Dans cette étude, tous les paramètres sont conservés dans l'analyse, même ceux présentant une faible influence individuelle, afin d'éviter de négliger les interactions potentielles lors de l'interprétation globale des résultats.

Les résultats représentés sur la Figure 2 confirment l'importance des conductances thermiques des murs (U_{mur} , ST = 0,22) et du plancher bas (U_{pb} , ST = 0,2). Comme attendu, l'enveloppe thermique a un rôle central dans la réduction des déperditions de chaleur. Cependant, la pertinence d'autres paramètres est également mise en évidence : le débit de ventilation (dim_{Ventil} , ST = 0,13), la température de consigne (TH_{sp} , ST = 0,09) et la gestion des plages horaires ($schedule_{HC}$, ST = 0,06) apparaissent également comme des variables importantes dans un contexte global, notamment pour coordonner les stratégies actives de régulation thermique. Il y a donc intérêt de prendre en compte leur influence, notamment en regard de l'investissement relatif à la mise en place de régulations améliorées par rapport celui de travaux de rénovation de l'enveloppe. À l'inverse, la température de consigne réduite (TH_{spRed}) et l'étanchéité du bâtiment (p_4) présentent des indices inférieurs à 0,01, indiquant une influence limitée. Ces analyses permettent déjà de prioriser les actions d'optimisation et de sélectionner les paramètres d'entrée à considérer dans le métamodèle à identifier.

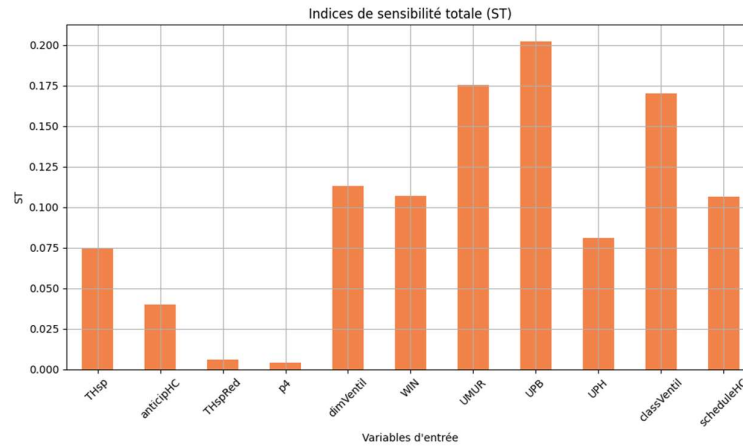


Figure 2 : Indices de Sobol d'ordre total après analyse de sensibilité des données

5. Métamodèle : Réseau de neurones

Un modèle d'intelligence artificielle, basé sur une architecture de réseaux de neurones artificiels (ANN), a été développé pour estimer les besoins énergétiques des bâtiments en fonction des paramètres de l'enveloppe et de la gestion thermiques du bâtiment (Tableau 1). Ce modèle a été formé à partir des simulations réalisées avec TRNSYS 18 (section 3), couvrant un large éventail de scénarii représentatifs des conditions d'exploitation des bâtiments de bureaux.

L'architecture du modèle de ANN repose sur une structure de type perceptron multicouche (MLP), un choix motivé par sa capacité éprouvée à traiter des données tabulaires multidimensionnelles et indépendantes, ainsi qu'à modéliser les relations non linéaires complexes caractéristiques du comportement thermique dynamique des bâtiments [11]. La conception du réseau ANN comprend trois principales composantes : une couche d'entrée, des couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée comprend 11 neurones, chacun correspondant aux paramètres caractéristiques retenus (Tableau 1). Une normalisation préalable des données via un StandardScaler a été appliquée pour garantir une échelle uniforme entre toutes les variables, optimisant ainsi la convergence du modèle et réduisant les biais lors de l'entraînement. Le modèle a été entraîné à l'aide de l'algorithme d'optimisation Adam, réputé pour sa robustesse et sa capacité à ajuster dynamiquement les taux d'apprentissage. La fonction de perte choisie est l'erreur quadratique moyenne (MSE), qui minimise les écarts entre les prédictions et les valeurs simulées. Le jeu de données a été divisé en ensembles d'entraînement (70 %) et de test (30 %), garantissant une validation croisée efficace.

Les performances du modèle ANN ont été évaluées en utilisant des métriques standards de modélisation prédictive. Les résultats montrent une erreur type (RMSE) de 1,93 kWh.m⁻² et un coefficient de détermination (R^2) de 0,9995. Ces résultats indiquent une concordance remarquable entre les prédictions du modèle et les valeurs simulées, soulignant la fiabilité du métamodèle pour évaluer les besoins énergétiques des bâtiments de bureaux dans ces conditions. La Figure 3 illustre la forte corrélation entre les prédictions du modèle ANN et les données simulées par TRNSYS. Les points alignés le long de la diagonale confirment la concordance entre les résultats prédits et les valeurs de référence, démontrant que le modèle capture avec fidélité les influences complexes des paramètres thermiques et opérationnels sur les besoins de chauffage. En complément, la Figure 4 qui représente les résidus, montre une répartition homogène autour de zéro, sans tendance visible ou biais systématique. Cette distribution des résidus souligne la robustesse du modèle et sa capacité à fournir des prédictions fiables sur l'ensemble de la plage des données.

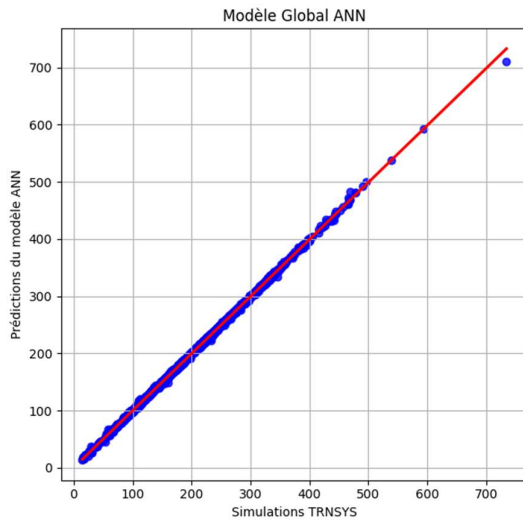


Figure 3 : Comparaison entre les estimations du réseau de neurone et les résultats TRNSYS

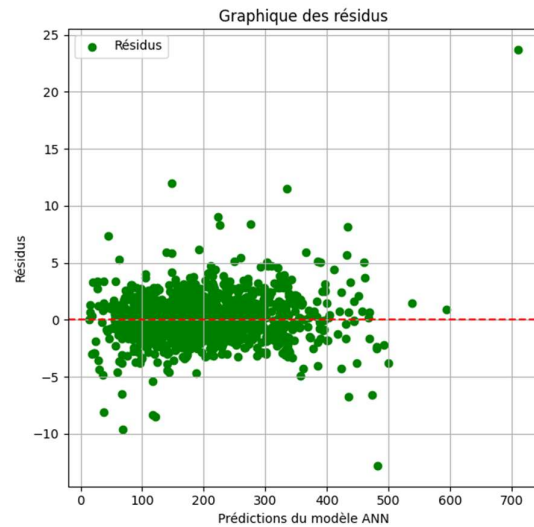


Figure 4 : Différences absolues entre les estimations du réseau de neurone et les résultats TRNSYS

Le métamodèle ANN se distingue par sa rapidité et son efficacité par rapport aux simulations directes réalisées avec TRNSYS. Alors que les simulations numériques détaillées nécessitent des ressources informatiques importantes et des temps de calcul prolongés, l'ANN réduit considérablement ces exigences tout en maintenant une précision comparable. Cette capacité à fournir des prédictions en temps réduit est particulièrement avantageuse lorsqu'il s'agit d'explorer un large éventail de scénarii ou d'évaluer rapidement l'impact de différentes configurations.

6. Résultats : Exemple d'optimisations pour un bâtiment de référence

Dans cette section, nous présentons un exemple d'application du métamodèle développé ci-dessus. Le bâtiment de référence considéré ici est caractérisé par la « pire » combinaison des paramètres du Tableau 1 (bâtiment chauffé à une consigne à 22°C en continu, sans arrêt de la chaufferie, avec les parois les plus déperditives et sans système de ventilation). L'objectif dans cet exemple est de présenter au gestionnaire de ce bâtiment différentes combinaisons de solutions permettant de réduire ses besoins de chauffage, ainsi que les émissions de CO₂ et les coûts financiers associés à ces solutions. Pour ce dernier aspect, les résultats ci-dessous estiment grossièrement un coût total incluant les tarifs énergétiques, les frais d'exploitation et les investissements liés aux rénovations et aux équipements. Ces résultats sont réalistes mais à considérer uniquement comme démonstration d'exploitation de la méthodologie.

Le métamodèle permet d'obtenir des prédictions rapides pour un très grand nombre de scénarii, améliorant ainsi considérablement les temps de calcul. En effet, comparé à l'outil TRNSYS, avec lequel chaque simulation demande environ une minute, le modèle ANN identifié réalise cette tâche en seulement quelques millisecondes. Cette diminution substantielle permet d'explorer rapidement un large éventail de scénarios. Afin de couvrir efficacement l'espace des paramètres pour l'optimisation, la méthode d'échantillonnage de Saltelli a été utilisée. Cette approche permet une exploration systématique des différentes combinaisons de variables, garantissant une analyse approfondie des interactions entre paramètres et améliorant ainsi la robustesse des résultats obtenus. La Figure 5 ci-dessous montre de nombreux résultats, dont l'ensemble de solutions non dominées, connues sous le nom de solutions Pareto-optimales. Ces solutions jouent un rôle important dans l'optimisation multicritères en fournissant une

vision claire des compromis entre différents objectifs. Par exemple, elles montrent comment une réduction des coûts peut être atteinte sans compromettre excessivement l'efficacité énergétique ou l'impact environnemental. Ce cadre d'analyse permet aux décideurs d'identifier les solutions les plus équilibrées, répondant au mieux à des priorités spécifiques. En choisissant par exemple la solution présentant le plus faible coût économique (triangle jaune sur la Figure 5), les besoins de chauffage diminueraient d'environ 54% et les coûts seraient réduits de 27% par rapport au scénario de référence (à 46 362 kWh et 14 588 € respectivement).

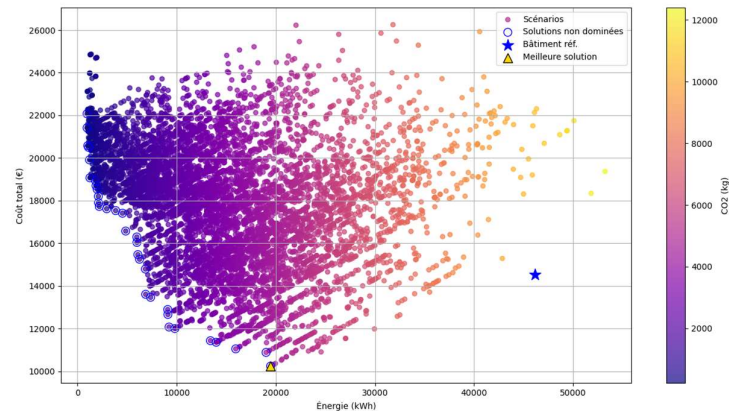


Figure 5 : Résultats estimés par différentes combinaisons de paramètres sur un bâtiment de bureau à Paris grâce au métamodèle

7. Conclusions et perspectives

Le parc de bâtiments tertiaires existants représente un potentiel significatif d'économie d'énergie en France. Une aide particulière doit être apportée pour que celui-ci puisse réduire sa consommation énergétique. Pour guider et inciter les gestionnaires de parc à améliorer la sobriété énergétique de leurs bâtiments, la méthodologie présentée dans cet article permet d'estimer de manière fiable et rapide l'influence de 11 paramètres caractéristiques de l'enveloppe et de la gestion du bâtiment sur les besoins de chauffage. Il est ainsi possible à partir d'un état de bâtiment donné d'évaluer différentes stratégies de sobriété et de rénovation selon des critères énergétiques et économiques. Pour cela, la première étape consiste à construire une base de données fiable suffisamment conséquente sur la typologie de bâtiment à étudier. A défaut de données réelles pour le moment, les données sont issues de simulations thermiques dynamiques sous TRNSYS. La sensibilité des besoins de chauffage selon cette base de données est ensuite analysée grâce à la méthode de Sobol. Cette première analyse permet de hiérarchiser les paramètres caractéristiques selon leur influence. Les paramètres les plus influents sont ensuite considérés comme entrées d'un métamodèle formé par un réseau de neurone artificiel. Une pré étude d'optimisation rapide à partir de ce métamodèle peut ensuite être faite pour aider à la prise de décision.

Les résultats sont prometteurs en appliquant cette méthodologie sur le cas d'un bâtiment de bureau à Paris. Le réseau de neurone identifié à partir de 5000 simulations donne des estimations fiables avec une erreur type inférieure à 2 kWh.m^{-2} . Il permet notamment d'obtenir rapidement un front de Pareto représentant les meilleures solutions techniques selon les économies de chauffage réalisables et l'investissement économique nécessaire. Cet outil permet d'évaluer efficacement des milliers de scénarios, offrant ainsi un support décisif à l'optimisation et la prise de décision.

La méthodologie fonctionne très bien à partir de données de simulations issues d'un modèle en particulier. Pour aller plus loin dans l'évaluation de sa pertinence et sa validation, il faudrait

la confronter à d'autres données, issues de modèles différents et de bâtiments réels également. L'instrumentation quasi systématique et l'accès aux données de ce genre de bâtiment permettra d'améliorer la méthodologie. Pour aller plus loin, il serait possible de généraliser davantage la méthodologie en l'appliquant à d'autres types de bâtiment tertiaire (école...), en prenant en compte des critères complémentaires (confort, QAI...) et en considérant d'autres paramètres caractéristiques du bâtiment (surface vitrée, géométrie, inertie). Pour ce dernier aspect, il faudrait tout de même s'assurer au préalable que les nouvelles caractéristiques soient disponibles auprès des gestionnaires. Le métamodèle étant léger d'utilisation, la méthodologie pourrait ensuite être couplée à des bases de données géo spatiales (comme la BDNB par exemple) pour établir des stratégies à plus large échelles spatiales (territoire, région, national).

Références

- [1] A. Sáez-de-Guinoa, D. Zambrana-Vásquez, V. Fernández, C. Bartolomé, Circular Economy in the European Construction Sector: A Review of Strategies for Implementation in Building Renovation. *Energies*, 15-13 (2022), 4747. DOI : 10.3390/en15134747
- [2] L. Estay, M. Peperstraete, S. Ginestet, C. Oms-Multon, M. Bonhomme, European market structure for integrated home renovation support service: Scope and comparison of the different kind of one stop shops. *AIMS Energy*, 11-5 (2023), 846-877. DOI: 10.3934/energy.2023041
- [3] T. Van der Schoor. Lessons From EU-Projects for Energy Renovation, *Urban Planning*, 7-2 (2022), 123-130. DOI: 10.17645/up.v7i2.5181.
- [4] Passoni, C., Marini, A., Belleri, A., & Menna, C. (2021). Redefining the concept of sustainable renovation of buildings: State of the art and an LCT-based design framework. *Sustainable Cities and Society*, 64, 102519.
- [5] Kamari, A., Corrao, R., & Kirkegaard, P. H. (2017). Sustainability focused decision-making in building renovation. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 6(2), 330-350.
- [6] M. Malinovec Puček, A. Khoja, E. Bazzan, P. Gyuris. A Data Structure for Digital Building Logbooks: Achieving Energy Efficiency, Sustainability, and Smartness in Buildings across the EU, *Buildings*, 13-4 (2023), 2075-5309. DOI: 10.3390/buildings13041082.
- [7] T. P McDowell, D. E Bradley, M. Hiller, J. Lam, J. Merk, and W. Keilholz, TRNSYS 18: The continued evolution of the software, *Building Simulation 2017* (San Francisco, USA August 7-9, 2017), 1922–1930.
- [8] A. Leconte, J-G. Winkler, O. Ouvrier-Bonnaz. Vers la sobriété énergétique des bâtiments tertiaires : influence de différents paramètres de gestion sur la consommation énergétique et le confort des écoles et bureaux en France, *IBPSA France* (La Rochelle-Oléron, 13-17 mai 2024), 387-391.
- [9] NF EN ISO 52120-1. *Performance énergétique des bâtiments — Contribution de l'automatisation, de la régulation et de la gestion techniques des bâtiments — Partie 1 : Cadre général et procédures*, AFNOR (2022).
- [10] I. M. Sobol, Global sensitivity indices for rather complex mathematical models can be efficiently computed by Monte Carlo (or quasi-Monte Carlo) methods. *Math Comput Simul*, 55 (2001), 271–280.
- [11] K. Amasyali, N. M. El-Gohary, A review of data-driven building energy consumption prediction studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81-1 (2018), 1192-1205. DOI : 10.1016/j.rser.2017.04.095.

Remerciements

Les auteurs souhaitent exprimer leur gratitude à bpifrance qui a financé ces travaux au travers du programme I-nov.