



**HAL**  
open science

## Vers une classification du parc de bâtiments en potentiel de gain énergétique par pilotage avancé

Alexis Wagner, Matthias Heinrich, Marie Ruellan, Romain Bourdais

### ► To cite this version:

Alexis Wagner, Matthias Heinrich, Marie Ruellan, Romain Bourdais. Vers une classification du parc de bâtiments en potentiel de gain énergétique par pilotage avancé. 1er congrès annuel de la SAGIP, Jun 2023, Marseille, France. hal-04353110

**HAL Id: hal-04353110**

**<https://hal.science/hal-04353110v1>**

Submitted on 19 Dec 2023

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



## Vers une classification du parc de bâtiments en potentiel de gain énergétique par pilotage avancé

Alexis Wagner<sup>1</sup>, Marie Ruellan<sup>2</sup>, Matthias Heinrich<sup>3</sup>, Romain Bourdais<sup>1</sup>

<sup>1</sup> IETR, CentraleSupélec, France

alexis.wagner@centralesupelec.fr, romain.bourdais@centralesupelec.fr

<sup>2</sup> SATIE, Cergy Paris Université, France

marie.ruellan@cyu.fr

<sup>3</sup> LATTIS, Ponts ParisTech, France

matthias.heinrich@enpc.fr

**Mots-clés :** *Thermique du bâtiment, Commande prédictive, Analyse par composantes principales*

### 1 Introduction

En France, les taux de rénovation actuels du parc résidentiel sont bien inférieurs aux taux recommandés. Dans l'optique d'atteindre la neutralité carbone en 2050, une solution complémentaire, peu coûteuse comparé à la rénovation, serait l'ajout de systèmes de gestion de l'énergie adaptés, pilotant en particulier le chauffage, la ventilation et la climatisation (CVC), principaux postes de consommation d'un logement. On trouve dans la littérature un grand nombre de travaux comparant des stratégies de pilotage basées sur des commandes avancées (prédictive [1], machine-learning [2], gestion de l'intermittence, ...) à des stratégies plus conventionnelles (hystérésis).

Cependant, les gains obtenus sont uniquement valables pour le cas d'étude considéré. Bien que ces économies d'énergie soient sensibles à l'algorithme de gestion [3], l'influence d'autres facteurs n'est pas observé dans ces travaux. En effet, ce gain énergétique dépend de paramètres extérieurs liés à la stratégie de commande dont les principaux identifiés sont l'enveloppe thermique du bâtiment, l'occupation, le confort souhaité par l'occupant et les conditions météorologiques. Ceci nous amène à nous questionner sur : Comment quantifier à l'échelle du parc de logement le potentiel d'économie d'énergie d'une stratégie de gestion de chauffage ? Quels sont les facteurs prépondérants dans les potentiels dégagés ? Ce travail propose une méthodologie permettant, pour un algorithme de gestion de chauffage, en l'occurrence une commande prédictive telle que décrit dans [1], d'avoir une représentation à l'échelle du parc de son potentiel d'économie d'énergie et donc de pouvoir conclure quant à l'intérêt de son déploiement.

### 2 Méthodologie

Il n'est pas envisageable de simuler thermiquement les millions de logements du parc. Un travail de classification dans le cadre du projet TABULA [4] a permis de réduire cette complexité. Ce projet propose des archétypes de logement représentatifs de segments homogènes du parc, définis par : l'année de construction, le type d'habitation et le niveau de rénovation. A partir des données de ce projet, des chercheurs ont développé le logiciel TEASER générant en langage Modelica des modèles thermiques RC en « boîte blanche » d'archétypes de logements [5]. Résultat de la simulation thermique de ces archétypes, le potentiel d'économie d'énergie est défini comme la différence entre la consommation du logement en chauffage pour un algorithme de référence et la consommation après déploiement de l'algorithme considéré.

Une base de données de cas d'études est générée à partir des combinaisons des archétypes TABULA, des scénarii de température extérieure et d'occupation ainsi que du potentiel d'économie d'énergie obtenu par simulation. La multiplicité des cas d'étude complexifie le traitement des

simulations sous Modelica. Nous proposons alors d'utiliser des modèles thermiques d'ordre réduit 3R2C obtenus par identification à partir des modèles TEASER, dont les paramètres sont définis à l'aide d'un algorithme génétique minimisant les écarts entre la température de l'air et celle du modèle 3R2C. Ces modèles permettent donc de réduire le temps de simulation des cas d'étude. L'évolution des températures des modèles 3R2C de logements est définie par l'équation d'état discrète suivante :

$$X_{k+1} = AX_k + Bu_c + ET_{ext}, \quad T_{air_k} = CX_k \quad (1)$$

Un cas d'étude est défini par les variables d'intérêt suivantes : « archétype » désignant l'archétype TABULA, « degré d'isolation » caractérisant le niveau de rénovation de l'enveloppe thermique du logement (degré 0, degré 1 et 2), « température extérieure » et « présence au logement » caractérisant les scénarii de température et d'absence, « consommation », « gain (kWh/m<sup>2</sup>) » et « gain (%) ».

Un premier traitement de la base de données est réalisé par Analyse par Composante Principale (ACP). L'ACP synthétise l'information multi dimensionnelle contenue dans la base de données dans un espace où les axes sont construits comme combinaisons linéaires des différentes variables. Cette représentation permet de visualiser le potentiel d'économie d'énergie des cas d'étude et la corrélation entre les variables et le gain. A partir des résultats de l'ACP, les cas d'étude sont classifiés par méthode de segmentation hiérarchisée ascendante générant alors une nouvelle classification des cas d'étude.

La Figure (1) détaille la méthodologie développée. Chaque sous-section sera détaillée dans la version complète de l'article.

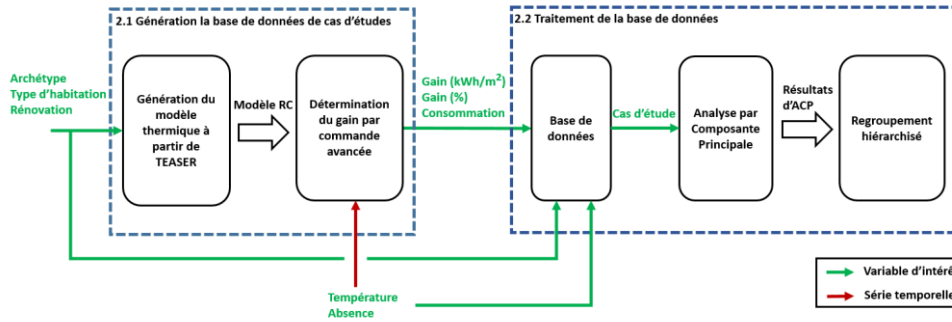


FIG. 1 –Schéma de principe de la méthodologie

### 3 Résultats et discussions

La méthodologie a été appliquée à l'ensemble des archétypes de maisons individuelles soit 9 archétypes de logement, considérant par archétypes : 3 degrés d'isolation de l'enveloppe thermique, un climat « chaud » ou « froid », un ménage « très absent » ou « peu absent » et une sensibilité sur la surface. Un total de 452 cas d'études différents a été généré. Chaque cas d'étude est défini par les variables de la section précédente. L'algorithme de gestion est une commande prédictive avec gestion de l'intermittence. En quelques mots, à chaque instant  $k$ , le contrôleur détermine la séquence de commande de la puissance de chauffe  $u_{c_{K|k}}$  sur un horizon de prédiction de longueur  $K$ , séquence minimisant un critère d'optimisation. Seul le premier élément de la séquence est appliqué au système et un nouveau calcul est effectué au pas de temps suivant. La contrainte à respecter est liée au confort thermique, noté  $W_{T_{K+1|k}}$  uniquement lorsque l'occupant est présent dans le logement, indication fournie par la matrice d'occupation  $OCC_{K+1|k}$ . Pour garantir la faisabilité du problème d'optimisation, cette contrainte est relâchée par une variable d'écart, notée  $\varepsilon_{T_{K+1|k}}$  et pénalisée. Le problème d'optimisation prend la forme suivante :

$$\min J(u_{c_{K|k}}, \varepsilon_{T_{K|k}}) = 1_{N_p}^T u_{c_{K|k}} + pen_T 1_{N_p}^T \varepsilon_{T_{K|k}} \quad (2)$$

$$T_{air_{K+1|k}} + \varepsilon_{T_{K+1|k}} \geq OCC_{K+1|k} W_{T_{K+1|k}}$$

La figure (2a) présente les résultats de l'ACP avec superposition du gain. Les deux premiers axes ont été retenus résumant 73.5% de la variance des données. Le gain s'étale dans une plage allant de 1.15% à 18.40 %. La « température extérieure », l'« absence » et la « consommation » sont corrélées positivement avec le gain contrairement à la variable « degré d'isolation ». A partir des coordonnées résultantes de l'ACP, les individus sont repartis en 6 groupes observables sur la figure (2b) par méthode de segmentation hiérarchique ascendante. Les figures (2c) et (2d) montrent la distribution des variables

de gain énergétique pour l'ensemble des cas d'étude en fonction de leur groupe d'appartenance. Les groupes 5 et 6 composés des logements les plus anciens présentent le meilleur potentiel d'économie d'énergie différenciés par leurs scénarios de température extérieure et d'absence. On observe une variabilité importante pour ces groupes. Les groupes 3 à 4 présentent une forte réduction du gain. Ils sont composés des cas d'études des logements de degré d'isolation 1 et 2.

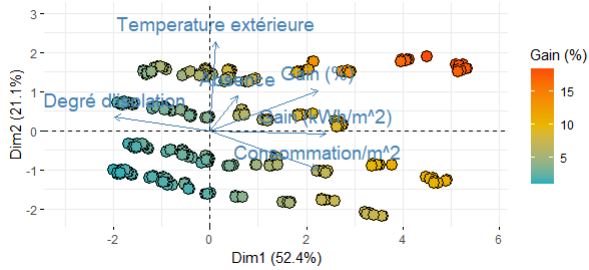


FIG. 2a. Représentation des cas d'études dans l'espace de l'ACP

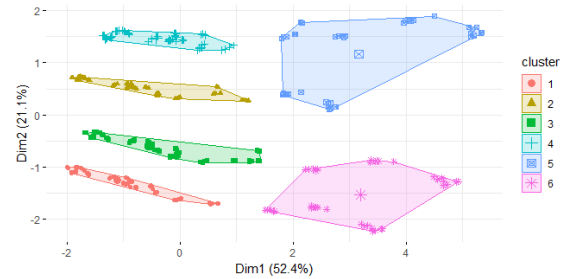


FIG. 2b. Représentation des 6 groupes dans l'espace résultant de l'ACP

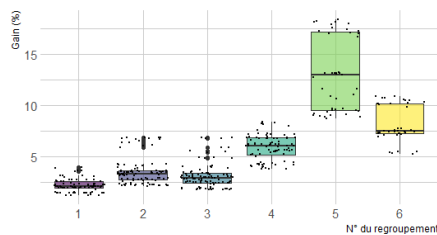


FIG. 2c. Potentiel d'économie d'énergie en % pour les 6 groupes

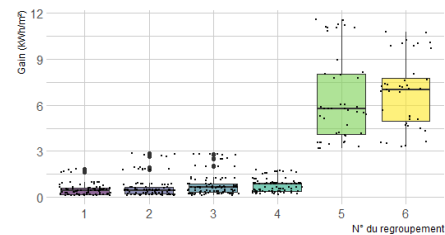


FIG. 2d. Potentiel d'économie d'énergie en kWh/m² pour les 6 groupes

## 4 Conclusions et perspectives

Dans ce travail, une méthodologie est proposée permettant d'estimer le potentiel d'économie d'énergie d'une commande avancée à l'échelle du parc. Ces travaux se basent sur la classification du projet TABULA couplés à des paramètres extérieurs influençant le gain. La simulation thermique des cas d'étude permet d'obtenir des informations supplémentaires sur leur potentiel d'économie d'énergie. La cartographie des résultats par ACP permet d'illustrer la variabilité des gains. La méthode de regroupement hiérarchisé propose une nouvelle classification à partir des archétypes TABULA, le degré d'isolation, la température extérieure, l'absence et les gains énergétiques obtenus par simulation. Ces travaux peuvent servir aux chercheurs, aux industriels et aux décideurs publics puisqu'ils permettent de hiérarchiser les situations selon le potentiel d'économie d'énergie associé à l'implémentation d'une commande avancée sans étude thermique au cas par cas.

## Références

- [1] J. Drgoña *et al.*, « All you need to know about model predictive control for buildings », *Annu. Rev. Control*, vol. 50, p. 190-232, janv. 2020, doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.09.001.
- [2] S. Yang, M. P. Wan, W. Chen, B. F. Ng, et S. Dubey, « Model predictive control with adaptive machine-learning-based model for building energy efficiency and comfort optimization », *Appl. Energy*, vol. 271, p. 115147, août 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115147.
- [3] P. Stoffel, L. Maier, A. Kümpel, T. Schreiber, et D. Müller, « Evaluation of advanced control strategies for building energy systems », *Energy Build.*, vol. 280, p. 112709, févr. 2023, doi: 10.1016/j.enbuild.2022.112709.
- [4] T. Loga, B. Stein, et N. Diefenbach, « TABULA Building Typologies in 20 European countries – making energy-related features of residential building stocks comparable », *Energy Build.*, vol. 132, juill. 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2016.06.094.
- [5] P. Remmen, M. Lauster, M. Mans, M. Fuchs, T. Osterhage, et D. Mueller, « TEASER: an open tool for urban energy modelling of building stocks », *J. Build. Perform. Simul.*, vol. 11, p. 1-15, févr. 2017, doi: 10.1080/19401493.2017.1283539.