



HAL
open science

Évaluation du potentiel de rénovation énergétique d'un territoire dans le cadre de démarches de massification

Martin Rit

► **To cite this version:**

Martin Rit. Évaluation du potentiel de rénovation énergétique d'un territoire dans le cadre de démarches de massification. Thermique [physics.class-ph]. Université Paris sciences et lettres, 2024. Français. NNT : 2024UPSLM009 . tel-04694305

HAL Id: tel-04694305

<https://pastel.hal.science/tel-04694305v1>

Submitted on 11 Sep 2024

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.

THÈSE DE DOCTORAT
DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à Mines Paris-PSL

**Évaluation du potentiel de rénovation énergétique
d'un territoire
dans le cadre de démarches de massification**

Soutenue par

RIT Martin

Le 07/05/2024

Dirigé par

Robin Girard

Co-encadré par

Jonathan Villot

École doctorale n°621

ISMME

**Ingénierie des Systèmes,
Matériaux, Mécanique,
Énergétique**

Spécialité

**Énergétique et Génie des
procédés**

Composition du jury :

Etienne Wurtz Directeur de recherche CNRS, CEA	<i>Président du jury Rapporteur</i>
Michaël Kummert Professeur, Polytechnique Montréal	<i>Rapporteur</i>
Samira Kherrouf Docteure, ADEME	<i>Examinatrice</i>
Patrick Criqui Directeur de recherche émérite, Université Grenoble-Alpes, CNRS	<i>Examineur</i>
Jean Jacques Roux INSA Lyon	<i>Examineur</i>
Jonathan Villot Maître-assistant, MINES Saint-Etienne	<i>Examineur</i>
Robin Girard Directeur de recherche, MINES Paris PSL	<i>Directeur de thèse</i>

Remerciements

Trois années de travail ont été pour moi non seulement une quête académique, mais aussi un voyage d'épanouissement personnel, où chaque défi surmonté a contribué à me forger et à m'élever. Ces années ont permis de progresser humainement et d'améliorer sa connaissance de soi.

Je souhaite tout d'abord exprimer ma plus profonde gratitude aux membres du jury et aux rapporteurs, Messieurs Etienne Wurtz et Michaël Kummert pour avoir pris le temps d'évaluer ce travail. Votre expertise et vos commentaires ont grandement enrichi cette thèse.

Un grand merci au CSTB Sophia et à l'équipe SIMULABS pour m'avoir accueilli durant les quatre premiers mois sur site. Je tiens également à remercier le CSTB Grenoble pour leur soutien pendant mes séances de renforcement musculaire, les inoubliables parties de coinche, ainsi que les discussions animées au bar La Bobine. Ces moments de convivialité ont été essentiels à mon équilibre tout au long de ce projet.

Je suis profondément reconnaissant envers les Mines de Paris PSL et le Centre PERSEE pour le suivi académique sans faille.

À Robin, mon directeur de thèse, et Jonathan, mon co-encadrant, je ne saurais assez exprimer ma reconnaissance pour votre présence continue tous les mardis pendant trois ans. Votre soutien indéfectible et vos conseils avisés m'ont guidé tout au long de ce périple. Un merci tout particulier à Mathieu pour sa relecture attentive, ses commentaires pertinents et nos footings à la découverte de la pinède, qui ont été autant de moments de répit et d'inspiration. Merci également à Enora pour son aide au développement du modèle.

À ma famille, vos encouragements constants et votre soutien moral ont été une source inépuisable de force. Sans vous, je n'aurais pas pu mener ce projet à terme.

Merci à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse. Votre aide et votre soutien ont été précieux, et je vous en suis infiniment reconnaissant.

Résumé

L'effort de recherche doit se concentrer sur la résolution des problématiques énergétiques à l'échelle mondiale en visant la réduction de la consommation énergétique et des émissions de gaz à effet de serre pour atténuer l'impact du dérèglement climatique. En 2020, le secteur du bâtiment en France était à l'origine d'environ 45% de la consommation finale d'énergie et de 19% des émissions de gaz à effet de serre, constituant un gisement d'économies important.

Cette thèse explore la rénovation énergétique du parc bâti résidentiel français, en se concentrant sur l'évaluation des stratégies territoriales à travers la modélisation et l'optimisation. Dans cette optique, ces travaux permettent (1) de caractériser et simuler le parc bâti français à l'aide de données et d'un modèle de simulation énergétique Open Source, (2) de calibrer ce modèle sur les consommations réelles d'électricité et de gaz pour l'ensemble du territoire français, (3) d'optimiser des trajectoires de rénovation énergétique en actionnant des leviers au niveau de chaque bâtiment du territoire et (4) d'appliquer ce modèle à un parc de plusieurs dizaines de milliers de bâtiments à l'aide d'algorithme de clustering. Une analyse de la combinatoire du problème d'optimisation est réalisée, mettant la question de la dimensionnalité des solutions de rénovations, de la granularité temporelle dans l'optimisation et du nombre de contraintes au coeur de ce travail.

La méthode développée dans ces travaux a été appliquée pour discuter la pertinence de plans climats définis dans différentes agglomérations françaises pour atteindre la Stratégie Nationale Bas Carbone en 2050. Les résultats issus de cette étude ont fourni une évaluation chiffrée des investissements nécessaires et des subventions publiques à octroyer dans ces grandes villes, ainsi qu'un calendrier pour la réalisation des travaux de rénovation en fonction des différents types de bâtiments. Cette thèse propose ainsi un outil d'aide à la décision, utilisable pour un grand nombre de bâtiments (plusieurs milliers), indépendamment de leur localisation géographique en France et avec une méthode répliquable et transparente.

Abstract

Research efforts must focus on resolving energy issues on a global scale, with the aim of reducing energy consumption and greenhouse gas emissions in order to mitigate the impact of climate change. In 2020, the building sector in France was responsible for around 45% of final energy consumption and 19% of greenhouse gas emissions, representing a major source of savings.

This thesis explores the energy renovation of the French residential building stock, focusing on the evaluation of territorial strategies through modelling and optimisation. With this in mind, the work involves (1) characterising and simulating the French building stock using data and an Open Source energy simulation model, (2) calibrating this model on actual electricity and gas consumption for the whole of France, (3) optimising energy renovation trajectories by activating levers at the level of each building in the territory and (4) applying this model to a stock of several tens of thousands of buildings using clustering algorithms. An analysis of the combinatorics of the optimisation problem is carried out, placing the question of the dimensionality of the renovation solutions, the temporal granularity of the optimisation and the number of constraints at the heart of this work.

The method developed in this work was applied to discuss the relevance of climate plans defined in various French conurbations for achieving the National Low Carbon Strategy in 2050. The results of this study provided a quantified assessment of the investments required and the public subsidies to be granted in these major cities, as well as a timetable for carrying out the renovation work according to the different types of building. This thesis proposes a decision-making tool that can be used for a large number of buildings (several thousand), regardless of their geographical location in France, and with a replicable and transparent method.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé - Abstract	iii
Glossaire	ix
Acronymes	xii
Nomenclature	xiv
Introduction	1
1 Représentation et simulation du parc bâti résidentiel français	10
1.1 La modélisation à l'échelle territoriale	11
1.2 Revue de littérature	14
1.3 Contribution du chapitre	22
1.4 Présentation du logiciel de simulation : BuildingModel	22
1.5 Présentation du modèle physique	28
1.6 Validation des simulations énergétiques	37
1.7 Représentation cartographique du parc bâti résidentiel français	40
1.8 Discussion	43
1.9 Conclusion du chapitre	44
2 Calibration avec des données de consommations agrégées	46
2.1 Revue de littérature	47
2.2 Contribution du chapitre	51
2.3 Méthode de calibration	52
2.4 Résumé de la méthodologie appliquée et du choix des paramètres	58
2.5 Résultats globaux et discussion	62
2.6 Conclusion du chapitre	70
3 Optimisation	72
3.1 Revue de littérature	73
3.2 Contribution du chapitre	81
3.3 Description du modèle d'optimisation SHAPE	81

3.4 Bases de données utilisées dans la modélisation	84
3.5 Développement de trajectoires de rénovations	91
3.6 Choix des règles métiers	99
3.7 Résultats	101
3.8 Discussion	112
3.9 Conclusion du chapitre	114
4 Application de la méthodologie à grande échelle	117
4.1 Revue de littérature des textes politiques sur la rénovation énergétique	118
4.2 Contribution du chapitre	123
4.3 Revue de littérature clustering	124
4.4 Description de la méthode de clustering	128
4.5 Cas d'étude : analyse à grande échelle	134
4.6 Résultats	143
4.7 Discussion	160
4.8 Conclusion du chapitre	161
Conclusions	163
Annexes	175
Bibliographie	206
Liste des Figures	210
Liste des Tableaux	212

Glossaire

Actualisation	Opération mathématique permettant de comparer des montants en numéraire (ou autres) reçus ou dépensés à des moments (années) différents. Elle consiste à appliquer un taux d'actualisation fixe ou, parfois, variable à une valeur future si bien que celle-ci représente une somme moindre aujourd'hui (dans le cas d'un taux positif). Le choix de taux d'actualisation est controversé car il fait appel à un jugement fondé sur des valeurs dissimulées et/ou explicites.
Aide à la décision	L'aide à la décision décrit l'ensemble des techniques permettant à un acteur de prendre la meilleure décision possible face à un problème. Si cette définition peut sembler sujette à interprétation, on peut garder à l'esprit que l'aide à la décision est d'autant plus grande que l'acteur pourra prendre une décision éclairée sans posséder de connaissance préalable particulière du sujet en jeu.
Analyse du cycle de vie	Compilation et évaluation des intrants, des extrants et des impacts environnementaux potentiels d'un produit ou d'un service au cours de son cycle de vie. Cette définition s'inspire de ISO (2018).
BD TOPO [®]	La BD TOPO [®] est une description vectorielle 3D (structurée en objets) des éléments du territoire et de ses infrastructures, de précision métrique, exploitable à des échelles allant du 1 : 2 000 au 1 : 50 000. Elle couvre de manière cohérente l'ensemble des entités géographiques et administratives du territoire national. Elle permet la visualisation, le positionnement, la simulation au service de l'analyse et de la gestion opérationnelle du territoire. La description des objets géographiques en 3D permet de représenter de façon réaliste les analyses spatiales utiles aux processus de décision dans le cadre d'études diverses. Depuis 2019, une nouvelle édition (mise à jour) est publiée chaque trimestre. ¹

1. <https://geoservices.ign.fr/bdtopo>

Budget carbone	<p>Expression renvoyant à trois notions dans les textes scientifiques: 1) l'évaluation des sources et des puits mondiaux qui entrent dans le cycle du carbone, en rassemblant les éléments détenus sur les rejets liés aux combustibles fossiles et au ciment, les émissions dues au changement d'affectation des terres, les puits continentaux et océaniques de CO₂ et le taux de progression du CO₂ atmosphérique qui en résulte (il s'agit alors du budget carbone mondial); 2) l'estimation du total des émissions mondiales cumulées de dioxyde de carbone qui limiterait à un certain niveau la hausse de la température à la surface du globe par rapport à une période de référence, compte tenu de l'effet des autres gaz à effet de serre et des facteurs de forçage climatique sur la température ; 3) la ventilation à l'échelon régional, national ou infranational du budget défini au point 2), selon des critères d'équité, de coût ou d'efficacité.</p>
Budget carbone restant	<p>Niveau estimé des émissions anthropiques mondiales nettes cumulées de CO₂, depuis le début de l'année 2018 jusqu'au moment où ces émissions deviendront égales à zéro, qui permettrait sans doute de limiter le réchauffement planétaire à un niveau déterminé, compte tenu des impacts des autres émissions anthropiques.</p>
FILOSOFI	<p>Dispositif sur les revenus localisés sociaux et fiscaux. Production d'un ensemble d'indicateurs sur les revenus déclarés (avant redistribution) d'une part, et sur les revenus disponibles (après redistribution et imputation de revenus financiers non déclarés) d'autre part, à l'échelle communale, supra-communale et infra-communale :</p> <ul style="list-style-type: none"> — indicateurs usuels d'analyse de la distribution des revenus (nombres, quartiles, déciles, médiane, etc. des revenus par unité de consommation) sur l'ensemble de la population ainsi que sur des sous-populations — taux de pauvreté monétaire — indicateurs de structure des revenus <p>Le dispositif FiLoSoFi a été mis en œuvre afin de disposer d'indicateurs de niveau de vie, d'inégalité et de pauvreté à un niveau local infra-départemental.</p>

Scope d'émissions	<p>Scope 1 : émissions directes de chacun des secteurs d'activité sauf pour la production d'électricité et de chaleur. Ce sont celles qui sont produites sur le territoire par les secteurs suivants : résidentiel, tertiaire, transport routier, autres transports, agricole, déchets, industrie, branche énergie hors production d'électricité, de chaleur et de froid. Les émissions associées à la consommation de gaz et de pétrole font partie du scope 1.</p> <p>Scope 2 : émissions indirectes des différents secteurs liées à leur consommation d'énergie. Leur prise en compte est obligatoire pour la consommation d'électricité, de chaleur et de froid. Ce sont les émissions indirectes liées à la production d'électricité et aux réseaux de chaleur et de froid, générées sur ou en dehors du territoire mais dont la consommation est localisée à l'intérieur du territoire.</p> <p>Scope 3 : émissions induites par les acteurs et activités du territoire. La prise en compte des émissions indirectes est recommandée car si la France a réduit ses émissions directes, ses émissions indirectes sont en croissance. Il s'agit par exemple des émissions dues à la fabrication d'un produit ou d'un bien à l'extérieur du territoire mais dont l'usage ou la consommation se font sur le territoire ou des émissions de transport de marchandises hors du territoire.</p>
Territoire	<p>Portion de l'espace terrestre dépendant d'un État, d'une ville, d'une juridiction ; espace considéré comme un ensemble formant une unité cohérente, physique, administrative et humaine.</p>

Acronymes

ACR	Taux de renouvellement d'air <i>Air Change Rate</i>
ATRE	Atlas de Rénovation Énergétique
BBC	Bâtiment Basse Consommation
BDNB	Base de Données Nationale des Bâtiments
BE	Enveloppe du Bâtiment <i>Building Envelope</i>
COP	Coefficient de Performance
CSTB	Centre Scientifique et Technique du Bâtiment
DHU	Degré Heure Unifié
DLE	Données Locales de l'Énergie
DPE	Diagnostic de Performance Énergétique
ECS	Eau Chaude Sanitaire
EnR	Énergies Renouvelables
EPISCOPE	<i>Energy Performance Indicator Tracking Schemes for the Continuous Optimisation of Refurbishment Processes in European Housing Stocks</i>
EPW	<i>EnergyPlus Weather Format</i>
GES	Gaz à Effet de Serre
GW	Laine de verre <i>Glass Wool</i>
HS	Système de Chauffage <i>Heating System</i>
IGN	Institut Géographie National
IMOPE	Inventaire Multi-Objets du Parc Existant
INSEE	Institut National de la Statistique et des Études Économiques

IRIS	Îlots Regroupés pour l'Information Statistique
ITI	Isolation Thermique par l'Intérieur
LTECV	Loi relative à la transition énergétique pour la croissance verte
MILP	<i>Mixed-integer linear programming</i>
NPC	Valeur Actuelle Nette (<i>Net Present Cost</i>)
NRMSE	Écart quadratique moyen normalisé (<i>Normalized Root Mean Squared Error</i>)
ONB	Observatoire National des Bâtiments
ORE	Opérateurs de Réseaux d'Énergie
PAC	Pompe à chaleur
PCA	Part de Chauffage d'Appoint
PHEBUS	Performance de l'Habitat, Équipements, Besoins et Usages de l'énergie
PPE	Programmation Pluriannuelle de l'Energie
PUR	Polyurethane
RE2020	Réglementation environnementale 2020
RMSE	Écart quadratique moyen (<i>Root Mean Squared Error</i>)
RW	Laine de Roche <i>Rock Wool</i>
SIG	Système d'Information Géographique
SNBC	Stratégie Nationale Bas Carbone
STD	Simulation Thermique Dynamique
TABULA	<i>Typology Approach for Building Stock Energy Assessment</i>
UBEM	<i>Urban Building Energy Modeling</i>
VMC	Ventilation Mécanique Contrôlée

Nomenclature

$\bar{C}_{c,b}^{\nu_e}$	Consommation simulée pour la cuisson
$\bar{C}_{ecs,b}^{\nu_e}$	Consommation simulée pour l'ECS
$\bar{C}_{sp,b}^{\nu_e}$	Consommation simulée pour les besoins spécifiques
$\bar{C}_{1,b}^{\nu_e}$	Consommation simulée pour le chauffage principal
$\bar{C}_{2,b}^{\nu_e}$	Consommation simulée pour le chauffage secondaire
FE^{ν_e}	Facteur d'Emissions de l'énergie ν_e
FEP^{ν_e}	Facteur d'Energie Primaire de l'énergie ν_e
B	Ensemble des bâtiments modélisés
E_b	Ensemble des trajectoires de rénovation de l'ECS par bâtiment
e_b	Ensemble des systèmes d'ECS disponibles par bâtiment
K_b	Ensemble des trajectoires de rénovation du système de chauffage par bâtiment
k_b	Ensemble des systèmes de chauffage disponibles par bâtiment (Générateur + distribution + Emission)
R_b^s	Ensemble des trajectoires de rénovation de l'enveloppe par surface par bâtiment
r_s	Ensemble des rénovations BE disponibles par surface
s_b	Ensemble des types de surface (plancher bas, planchers haut, murs extérieurs, baies vitrées) par bâtiment
V_b	Ensemble des trajectoires de rénovation de ventilation par bâtiment
ν_b	Ensemble des systèmes de ventilation disponibles par bâtiment
$U_{s,b}$	Liste des coefficients de transmission thermiques de la paroi s et du bâtiment b

Introduction

Contexte général

Contexte environnemental et énergétique au niveau mondial

Au cours du XX^{ème} siècle, l'être humain a eu un impact conséquent sur son écosystème dans l'objectif d'accroître son niveau de vie : prélèvement des ressources en quantité de plus en plus importante, davantage de transport, d'agriculture intensive et d'industries. Cette course vers la croissance infinie s'est caractérisée par une augmentation de notre consommation en énergie et des émissions de gaz à effet de serre associées [1]. La figure 1 retrace l'évolution des émissions de gaz à effet de serre depuis la période pré-industrielle. Tous les secteurs sont impactés par ce besoin croissant en énergie : agriculture, industrie, transport et bâtiment.

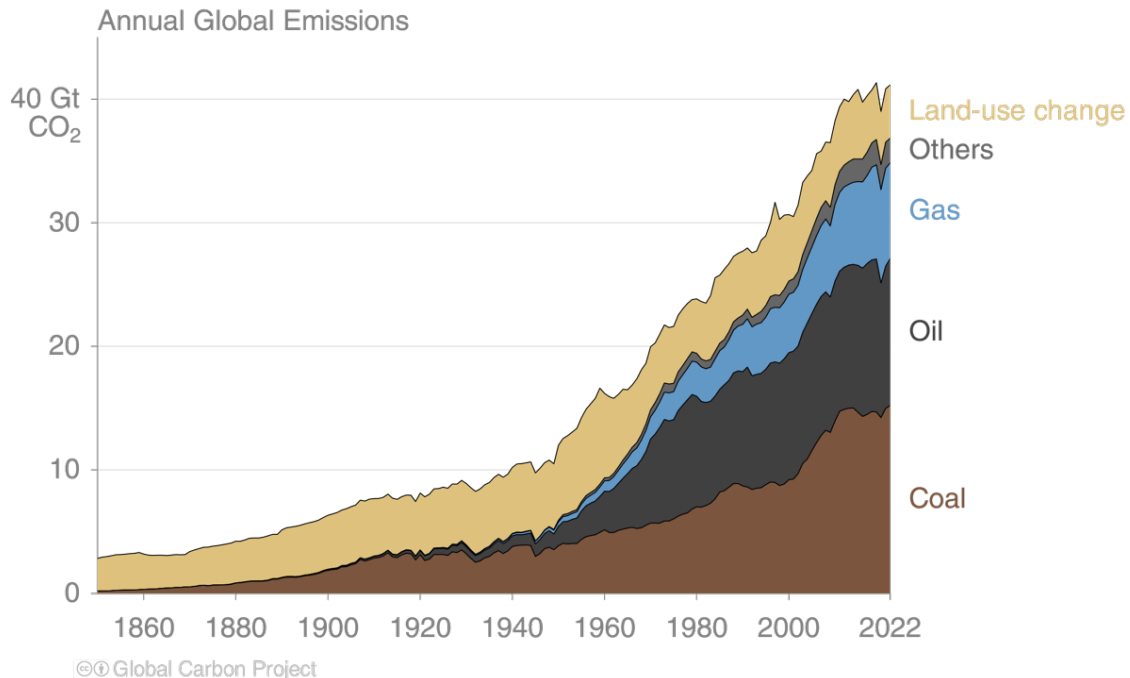


FIGURE 1 – Evolution des émissions de gaz à effet de serre dans le monde (source [2])

Cependant, les ressources fossiles, constituant la majorité de la consommation actuelle d'énergie, sont très émettrices de gaz à effet de serre et existent en quantité limitée. L'objectif de la transition énergétique

visé donc notamment à réduire l'impact de l'Homme sur son environnement. Cela passe notamment par la réduction de la demande énergétique, la décarbonation, et l'amélioration des moyens de production existants. Cette transition énergétique s'inscrit dans un contexte environnemental mondial complexe. En effet, la figure 2 montre les limites qu'il faudrait respecter pour un développement sain et prospère de l'humanité. Six de ces neuf limites sont déjà dépassées en 2023. Bien que ces travaux de thèse vont se concentrer sur la métrique "changement climatique", il est nécessaire d'avoir une vision d'ensemble des écosystèmes impactés par l'espèce humaine.

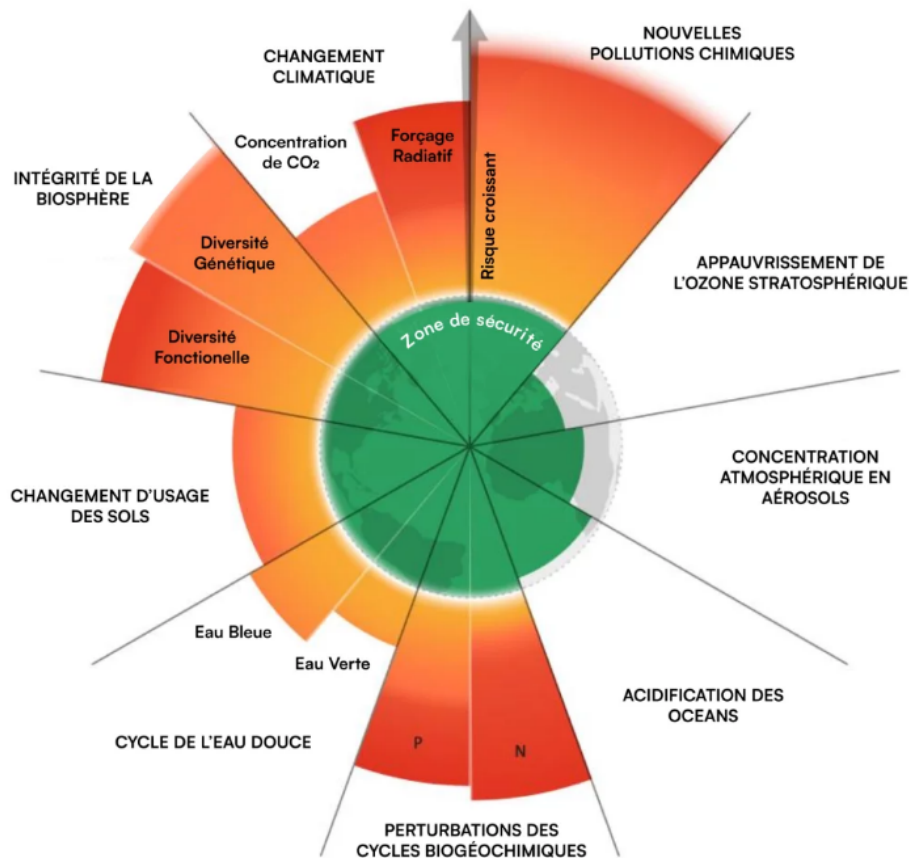


FIGURE 2 – 2023 : 6 limites dépassées (source Stockholm Resilience Center [3])

Dans cette optique, de nombreux pays définissent des objectifs de plus en plus ambitieux et ce afin de réduire leurs émissions de gaz à effet de serre. Selon les Accords de Paris [4], atteindre la neutralité carbone d'ici 2050 est essentiel pour maintenir l'augmentation moyenne de la température mondiale en dessous de 1,5°C par rapport au niveau préindustriel. Dans ce cadre, des budgets carbone restants à émettre peuvent être définis pour respecter ces objectifs de limitation de la hausse des températures. La Figure 3 fait donc le lien entre les budgets carbone restants pour chaque objectif d'augmentation de température et les trajectoires de décarbonation associées.

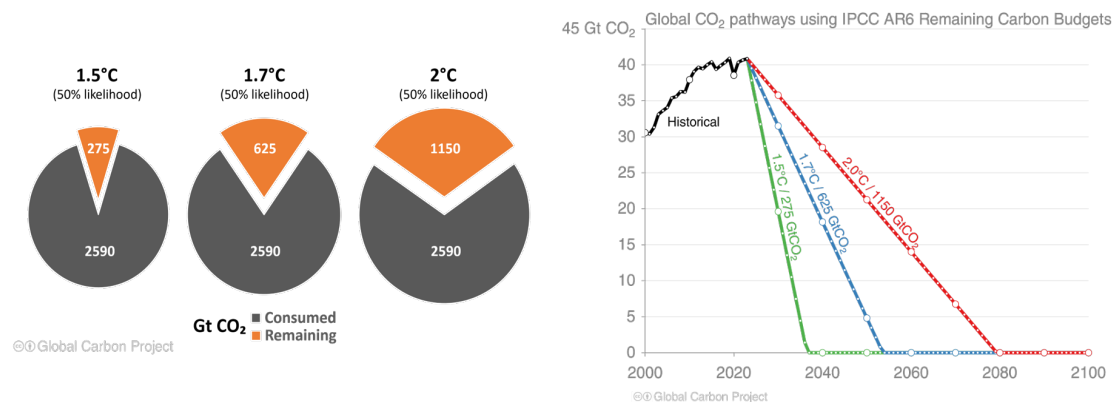


FIGURE 3 – Trajectoires de décarbonation et budget carbone associé (source [2])

A l'échelle française, il est alors nécessaire de diviser par 5 l'empreinte carbone moyenne d'un français entre aujourd'hui et 2050 pour respecter cet engagement [5]. Ce sujet étant de plus en plus préoccupant, de nombreuses organisations ou associations s'investissent grandement pour tenter de solutionner ce problème. Le réchauffement climatique est maintenant reconnu par une grande partie de nos concitoyens et l'Homme est qualifié de responsable "sans équivoque" par le GIEC (Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'évolution du Climat) dans son rapport de 2023 [6].

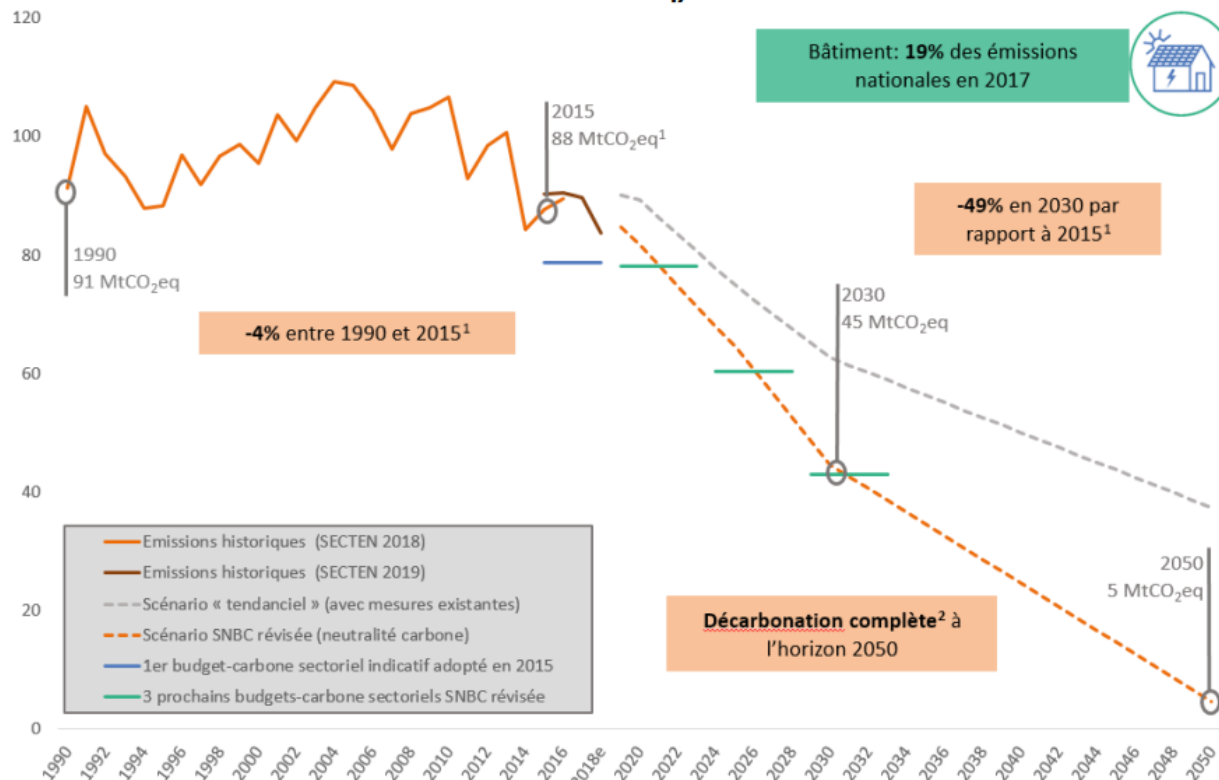
Contexte français et spécificité du secteur du bâtiment

Dans ce contexte, de nombreuses nations ont défini des plans nationaux pour respecter l'accord de Paris et atteindre la neutralité carbone.

Ainsi, la France est maintenant engagée dans une Stratégie Nationale Bas Carbone [5] (SNBC-2) visant à atteindre la neutralité carbone à l'horizon 2050. La SNBC a pour objectif prioritaire d'atteindre la neutralité carbone sur le territoire français d'ici 2050 ainsi que la réduction de l'empreinte carbone moyenne des français. Elle établit des budgets carbone, qui sont des plafonds d'émissions exprimés en moyenne annuelle par période de cinq ans et en millions de tonnes de CO² équivalent. Ils sont déclinés par secteurs d'activité et par gaz à effet de serre. Tous les 5 ans, une révision de la SNBC est réalisée et actualisée suivant les objectifs atteints dans le quinquennat précédent. La version de la SNBC sur laquelle se base ces travaux est la SNBC-2 datant du 21 avril 2020.

Le secteur du bâtiment, avec sa part significative dans les émissions de gaz à effet de serre et la consommation d'énergie, est soumis à des objectifs ambitieux, illustrés dans la Figure 4. En effet, en France, ce secteur contribue aux émissions de gaz à effet de serre à hauteur de 19% en émissions directes (Scope d'émissions 1), environ 27% en émissions directes et indirectes (Scope d'émissions 1 et 2) ; 33% en émissions indirectes hors secteur du bâtiment (Scope d'émissions 1, 2 et 3) [7] et à 45% de la consommation d'énergie finale. [8]. L'objectif défini pour ce secteur se décline selon 3 dates distinctes avec une planification de réduction de 15% d'énergie finale en 2023 selon la Programmation Pluriannuelle de l'Énergie (PPE), de 28% en 2030 (SNBC) et l'atteinte du niveau « Bâtiment Basse Consommation » (BBC) pour tous les bâtiments d'ici 2050 (LTECV).

Historique et projection des émissions du secteur des bâtiments entre 1990 et 2050 (en MtCO₂eq)



¹Les émissions utilisées pour l'année 2015 sont celles de l'inventaire CITEPA SECTEN 2018

²Ne tient pas compte des fuites résiduelles « incompressibles » de gaz (gaz fluorés, gaz renouvelables).

FIGURE 4 – SNBC - secteur bâtiment

Au fur et à mesure des années, différentes réglementations ont été instaurées en France imposant des seuils de consommation maximale pour les bâtiments en construction. Cela a eu pour impact de grandement réduire les consommations énergétiques des bâtiments neufs. Par exemple, la réglementation thermique (RT2012) a été mise en place en 2012 pour imposer des exigences minimales d'efficacité énergétique pour les nouvelles constructions. Cette réglementation a été mise à jour en 2021 avec la RE2020 [9], qui impose des exigences encore plus strictes en matière d'efficacité énergétique (les seuils de consommation d'énergie primaire sont abaissés d'environ 15 à 20 % par exemple) et prend en compte le contenu carbone comme critère de construction. La Figure 5 montre l'évolution de la consommation énergétique des bâtiments en France en fonction de leur année de construction.

Cette figure présente ainsi l'efficacité des mesures réglementaires pour le contrôle des baisses de consommation d'énergie et d'émissions de gaz à effet de serre. Cette évolution du parc bâti va avoir un intérêt important pour les travaux présentés dans ce manuscrit. En effet, dans le cas de la rénovation des bâtiments du parc résidentiel, les bâtiments les plus récents n'auront que peu d'intérêt à être rénovés si l'on souhaite diminuer les consommations d'énergie du parc bâti.

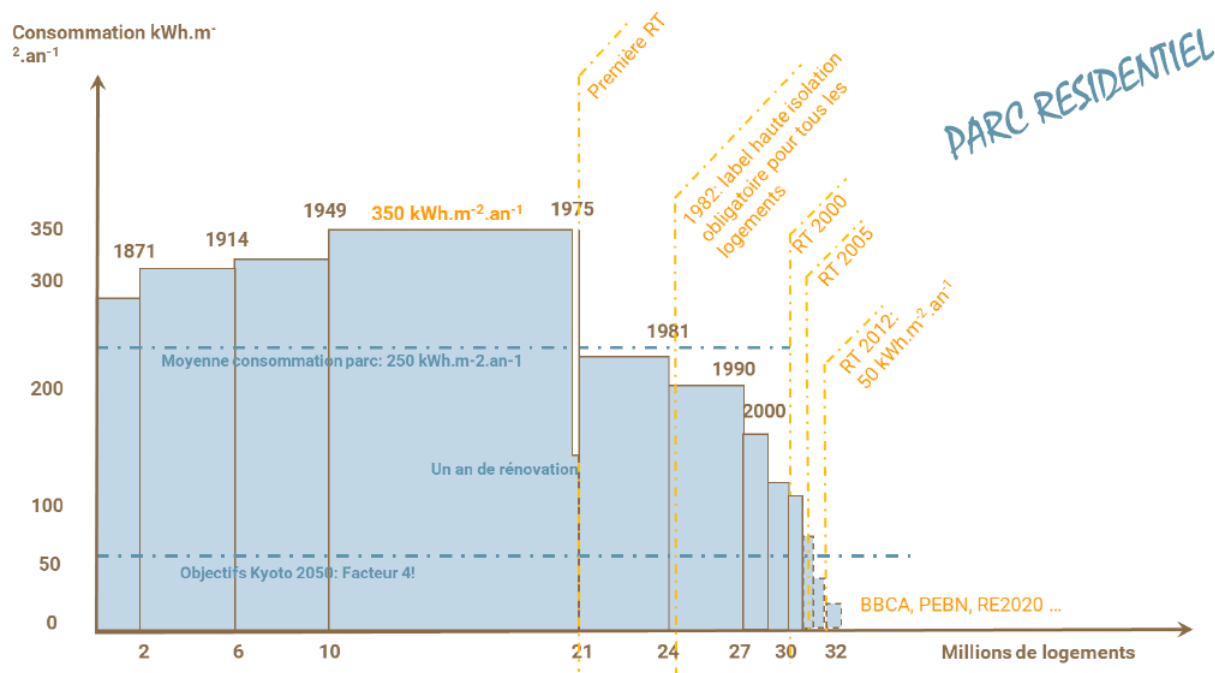


FIGURE 5 – Évolution performance énergétique suivant les années de construction - Impact des Réglementations Thermiques (source : CSTB, Charles Pelé, 2015)

Pour financer cette transformation, la France a défini un plan de relance et de résilience en 2020-2021. Suite à la crise sanitaire et économique, la rénovation énergétique des bâtiments a été définie comme secteur prioritaire, avec 6,7 milliards d'euros de moyens financiers supplémentaires alloués au secteur [10], à comparer avec les 14 milliards d'euros initialement prévus sur le premier quinquennat d'E. Macron pour le plan de rénovation énergétique des bâtiments [11]. Cette augmentation des aides publiques s'explique par la volonté d'accroître significativement le nombre de rénovations énergétiques notamment par le biais de l'outil MaPrimeRénov' ainsi que de favoriser la rénovation de l'ensemble des typologies de bâtiments et notamment les logements sociaux et les bâtiments publics.

Pour atteindre les objectifs de baisse de GES, une montée en puissance du secteur du bâtiment se caractérisant par une massification de la rénovation devra être réalisée comme montré en Tableau 3.

	Rythme actuel	Objectif SNBC 2030
Nombre de rénovations performantes par an	70 000 sur 2012-2018	700 000
Parc résidentiel rénové de manière performante par an (en %)	0.25	2.5
Nombre de rénovations d'ampleur par an	55 000	900 000

TABLE 3 – Rythme de rénovation fixé via la SNBC-2 vs rythme actuel

Définition du terme rénovation

La différence numérique entre le nombre de rénovations performantes ou d'ampleur provient d'une complexité à définir le terme "rénovation". En effet, La distinction entre différents types de rénovations repose sur leur impact sur le Diagnostic de Performance Énergétique (DPE) et le nombre de postes de rénovations traités.

Une rénovation d'ampleur se réfère à des travaux qui améliorent le DPE d'au moins deux classes, avec au moins 2 gestes d'isolation et le traitement de la ventilation. Cette catégorie peut inclure diverses améliorations, mais le critère clé est l'augmentation significative de l'efficacité énergétique. Au contraire de la rénovation globale qui ne concerne que les maisons individuelles et les immeubles, la rénovation d'ampleur inclura en plus les appartements. Les rénovations d'ampleur font parties des rénovations privilégiées par la gouvernement avec l'augmentation des aides financières pour atteindre ce niveau de rénovation en janvier 2024 [12].

Une rénovation énergétique est dite performante lorsque des travaux, qui veillent à assurer des conditions satisfaisantes de renouvellement de l'air, permettent de respecter les conditions suivantes :

- l'atteinte de la classe A ou B au sens du diagnostic de performance énergétique (DPE) ;
- l'étude des six postes de travaux de rénovation suivants : l'isolation des murs, l'isolation des planchers bas, l'isolation de la toiture, le remplacement des menuiseries extérieures, la ventilation, la production de chauffage et d'eau chaude sanitaire ainsi que les interfaces associées.

Ce type de rénovation dont les aides financières peuvent être obtenues pour les maisons individuelles ou les copropriétés, vise à maximiser le confort thermique des résidents tout en minimisant la consommation d'énergie et les émissions de gaz à effet de serre (GES) de leurs logements .

Des exceptions sont prévues pour les bâtiments avec des spécificités techniques, architecturales ou patrimoniales, ou si les coûts des travaux dépassent 50% de la valeur du bien. Dans ces cas, une rénovation est jugée performante si elle permet un gain de deux classes du DPE et traite les six domaines susmentionnés. Les bâtiments concernés incluent les monuments historiques, les bâtiments avec le label « Architecture contemporaine remarquable », ceux situés dans des sites protégés, et ceux soumis à des restrictions du Plan local d'urbanisme.

Pour les bâtiments de classe F ou G au sens du DPE, une rénovation énergétique est dite performante lorsque les travaux permettent l'atteinte au moins de la classe C du DPE et que les 6 postes de travaux ont été étudiés. [13].

Une rénovation énergétique performante est dite **globale** si elle est effectuée dans un délai de 18 mois pour les bâtiments avec un seul logement, ou 24 mois pour les autres, en traitant les six postes de travaux [13]. Ce niveau de rénovation entraîne une augmentation maximale de la performance énergétique en traitant notamment les ponts thermiques de manière optimale, une amélioration de la qualité de l'air intérieur grâce à l'élimination des polluants et un nombre de chantiers restreints pour tous les travaux de rénovation énergétique nécessaires.

Ces différents termes ont une grande importance dans la définition des stratégies de rénovation énergétique. En effet, les objectifs du gouvernement diffèrent en fonction de la terminologie choisie comme le montre le tableau 3.

Définition des objectifs énergétiques

Une stratégie de massification de la rénovation énergétique est nécessaire pour atteindre les objectifs de 700 000 rénovations globales performantes ou 900 000 rénovations d'ampleur en 2030.

Les classes DPE mentionnées dans la section précédente proviennent d'un diagnostic, réalisé par un professionnel, qui évalue la performance énergétique d'un logement sur la base de critères tels que la consommation énergétique et les émissions de gaz à effet de serre.

Le Diagnostic de Performance Énergétique (DPE) inclut les éléments suivants :

1. Caractéristiques et Équipements du Logement :

- Description des équipements de chauffage, production d'eau chaude sanitaire, refroidissement, ventilation, et éclairage intégré pour certains bâtiments.
- Conditions d'utilisation et de gestion affectant les consommations énergétiques.

2. Consommation Énergétique :

- Quantité annuelle d'énergie consommée ou estimée pour chaque catégorie d'équipements.
- Évaluation des dépenses annuelles liées à cette consommation.

3. Émissions de Gaz à Effet de Serre (GES) :

- Évaluation des émissions de GES liées à la quantité annuelle d'énergie consommée ou estimée.

4. Énergies Renouvelables :

- Information sur les énergies d'origine renouvelable produites et utilisées dans le logement.

5. Classe DPE du logement : Classe maximum suivant les seuils définis par le Tableau 4 parmi :

— Étiquette Énergie :

- Basée sur la consommation annuelle d'énergie primaire rapportée à la surface habitable.
- Poste de consommation pris en compte : chauffage, eau chaude sanitaire (ECS), système de refroidissement, ventilation et éclairage.
- Prise en compte de la zone climatique et de l'altitude.

— Étiquette Climat :

- Classement en fonction des émissions de gaz à effet de serre (GES).

Les différentes classes énergétiques sont alors définies en fonction des consommations énergétiques et des émissions de gaz à effet de serre comme indiqué dans le tableau 4.

Classe DPE	Consommations énergétiques	Emissions de GES
A	$< 70 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$< 6 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$
B	$71 \leq \dots \leq 110 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$7 \leq \dots \leq 11 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$
C	$111 \leq \dots \leq 180 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$12 \leq \dots \leq 30 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$
D	$181 \leq \dots \leq 250 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$31 \leq \dots \leq 50 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$
E	$251 \leq \dots \leq 330 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$51 \leq \dots \leq 70 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$
F	$331 \leq \dots \leq 420 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$71 \leq \dots \leq 100 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$
G	$\geq 421 \text{ kWhEP} / \text{m}^2$	$\geq 101 \text{ kgCO}_2 / \text{m}^2$

TABLE 4 – Classes Énergétiques : DPE 2021

La valeur résultante comme classe DPE du logement sera la classe la plus importante atteinte en consommation énergétiques ou en émissions de GES.

6. Confort Thermique en Période Estivale :

— Capacité du logement à assurer un confort thermique en été.

Selon la SNBC, l'objectif est de réaliser une rénovation performante sur 700 000 bâtiments résidentiels par an à partir de 2030, visant à atteindre le niveau de performance énergétique 'Bâtiment Basse Consommation' (BBC) soit $80kWhEP.m^2.an$ [8] (classe énergétique DPE de niveau B).

Problématique de ces travaux de thèse

Si l'ambition est forte et régulièrement affirmée, la mise en œuvre de ces objectifs pose de nombreuses questions à la fois sur les performances réelles atteignables par le parc de bâtiments en l'état des connaissances mais aussi sur le potentiel effectif de rénovations de nos Territoires.

En effet, les différentes réglementations provenant de décisions politiques et portées par des acteurs publics ont permis de réduire significativement la consommation des bâtiments neufs. Les impacts sur le secteur bâti existant sont plus complexes que sur les constructions neuves puisque nécessitent de prendre en compte les détériorations de performances du bâti actuel ainsi que les modes de vie des différents occupants. Pour cela, nous verrons que de nombreuses bases de données permettent de décrire le parc de bâtiments en France ainsi que les occupants.

Dans l'optique d'aider les politiques publiques à définir des plans de réduction d'émissions de gaz à effet de serre du parc bâti résidentiel, il est nécessaire de faire le lien entre les objectifs macroscopiques à l'échelle nationale définis dans cette introduction avec une échelle géographique inférieure. La stratégie de rénovation énergétique doit en effet tenir compte des particularités régionales et des spécificités des bâtiments existants. Il est essentiel de personnaliser les approches de rénovation pour maximiser l'efficacité énergétique et respecter les contraintes locales, qu'elles soient architecturales, climatiques ou socio-économiques. Cette contextualisation permet non seulement d'optimiser les performances énergétiques mais aussi de répondre aux besoins et aux attentes des occupants ainsi que des décideurs politiques. En intégrant des solutions adaptées à chaque contexte, la stratégie de rénovation résultante vise à rendre la transition énergétique plus accessible et plus efficace, contribuant ainsi de manière significative à l'atteinte des objectifs nationaux en matière de réduction des émissions de gaz à effet de serre et d'amélioration de l'efficacité énergétique.

Ainsi, l'ambition de cette thèse consiste à répondre à la problématique suivante :

Comment évaluer les stratégies de rénovation de chaque territoire en prenant en compte la diversité des solutions de rénovation et l'hétérogénéité du parc bâti résidentiel ?

Pour tenter de répondre à cette question et finalement éclairer les décideurs politiques ou gestionnaires de parcs dans la rénovation des bâtiments résidentiels, ce manuscrit s'organise en plusieurs parties complémentaires.

Description du manuscrit de thèse

Une première partie présente le contexte de la modélisation énergétique territoriale, soulignant l'importance des outils de simulation pour comprendre et prédire les impacts des différentes stratégies de rénovation. Un état de l'art des outils de simulation existants permet d'illustrer la diversité des objectifs de simulation et de recentrer les objectifs de la thèse sur l'intérêt et l'usage des modèles simplifiés. Le modèle retenu est ensuite présenté et les résultats de simulation sur la France entière sont présentés. Cette analyse repose notamment sur une vérification des sorties des modèles de simulation via les données de consommation réelles disponibles en open data. Les données OPEN DATA Enedis à l'échelle de l'IRIS serviront de référence pour la validation du modèle sur les consommations annuelles d'électricité. Les données OPEN DATA GRDF à l'échelle de l'IRIS serviront de référence pour les consommations annuelles de gaz. Seules les zones géographiques couvertes par ces opérateurs seront étudiées.

Dans le chapitre 2, la mise en place d'une méthode de **calibration** à grande échelle des modèles de consommation de chauffage est présentée, une étape cruciale pour assurer la précision des prédictions et des recommandations stratégiques. L'objectif de cette calibration est de représenter au mieux la consommation énergétique des bâtiments en calibrant les modèles à la maille IRIS (agglomérat de plusieurs milliers de bâtiments). Pour cela, une paramétrisation statistique du modèle et une procédure d'estimation de l'erreur seront réalisées.

Les consommations énergétiques calibrées sur les données accessibles serviront de référence pour définir des stratégies de rénovation du parc de bâtiments. Ce travail s'inscrit dans la continuité de la thèse réalisée par Antoine Rogeau et soutenue en 2020 qui s'intitule « Vers une approche intégrée d'aide à la planification énergétique territoriale : application à la rénovation énergétique des bâtiments » [14]. La méthodologie proposée dans ces travaux permet une optimisation de toute la trajectoire d'investissement, cette méthodologie est présentée **dans le chapitre 3**. Cette dernière permet de planifier efficacement les rénovations en fonction des besoins et ressources disponibles. Cette étape montre clairement les modifications effectuées depuis la thèse précédente dans l'outil d'optimisation. Cette partie a pour objectif de définir une optimisation tenant compte de données prospectives en Open Access en France et d'échelonner les travaux de rénovation dans le temps.

Enfin, afin d'appliquer les résultats des chapitres 2 et 3, des applications à grande échelle seront présentées **dans le chapitre 4** par la définition de stratégies de rénovations sur des métropoles entières. Pour cela, une méthodologie de clustering a été proposée et sera décrite dans cette partie. Cette approche permet de comparer les plans théoriques aux politiques publiques actuelles mises en œuvre et d'en identifier ainsi les écarts, différences et voies d'amélioration.

A travers cette structure, le manuscrit vise à fournir des réponses concrètes et applicables à la problématique posée, en mettant en lumière les liens entre les objectifs nationaux de rénovation énergétique et les particularités locales qui influencent leur mise en œuvre.

Chapitre 1

Représentation et simulation du parc bâti résidentiel français

Table des matières

1.1	La modélisation à l'échelle territoriale	11
1.1.1	Importance de l'échelle territoriale	11
1.1.2	Interconnexions entre niveau territorial et national	12
1.1.3	Problématique de la modélisation territoriale	13
1.2	Revue de littérature	14
1.2.1	Cartographie du parc bâti résidentiel	14
1.2.2	Différence Bottom-Up / Top-Down	16
1.2.3	Choix de la résolution spatiale et temporelle	17
1.2.4	Modèles existants	18
1.2.5	Problématique du temps de calcul et de l'utilisation dans un MILP	21
1.2.6	Validation des modèles de simulation	21
1.3	Contribution du chapitre	22
1.4	Présentation du logiciel de simulation : BuildingModel	22
1.4.1	Procédure d'inférence	22
1.4.2	Fonctionnement général du modèle	26
1.5	Présentation du modèle physique	28
1.5.1	Calcul des pertes thermiques	30
1.5.2	Calcul des masques et gains solaires	32
1.5.3	Calcul des gains thermiques liés aux occupants	33
1.5.4	Besoins énergétiques liés aux occupants (ECS, cuisson, électricité spécifique)	34
1.5.5	Calcul de consommations réglementaires DPE	35
1.5.6	Résumé du modèle	36
1.5.7	Comparaison au modèle de simulation développé dans la thèse d'Antoine Rogeau	36
1.6	Validation des simulations énergétiques	37
1.6.1	Echelle de simulation et d'agrégation de résultats	37
1.6.2	Résultats et comparaisons des simulations	38
1.7	Représentation cartographique du parc bâti résidentiel français	40
1.8	Discussion	43
1.8.1	Hypothèses de simulation	43
1.8.2	Développement futur aux travaux de thèse	44
1.9	Conclusion du chapitre	44

Introduction

Le secteur du bâtiment, grand consommateur d'énergie en France et dans le monde, est un des leviers d'action principal pour atteindre la neutralité carbone. Le choix du Territoire comme zone géographique permet de faire le lien entre objectifs macroscopiques comme les plans nationaux (Accord de Paris, SNBC,...), et les spécificités locales, comme les caractéristiques du parc de bâtiments. Pour cela, la caractérisation ainsi que la modélisation énergétique de ses bâtiments est essentielle.

De nombreuses problématiques découlent de ce choix d'échelle géographique comme la complexité des modèles de simulation ainsi que leur performance en temps de calcul. De même, la variété des types de bâtiments sur un territoire donné, caractérisée par des aspects tels que l'année de construction et la performance thermique, nécessite des approches de modélisation énergétique adaptées pour prendre en compte la diversité du parc bâti. Les défis en matière d'efficacité énergétique et de consommation varient considérablement entre les zones urbaines densément peuplées, les zones rurales et les différentes zones climatiques, avec des implications différentes pour les politiques énergétiques et les investissements.

L'intérêt pour la modélisation à l'échelle territoriale a récemment émergé dans la recherche académique. Ainsi, de nombreuses études [15–18] existantes se focalisent sur les simulations de bâtiments ou de quartiers, tandis que d'autres [19] emploient des données agrégées pour des analyses à une échelle plus large, comme celle d'une région ou d'un pays. Ce chapitre vise à explorer cet intérêt croissant et à détailler les défis et modèles associés à la simulation à l'échelle territoriale. Le choix du modèle retenu doit également prendre en compte les hypothèses simplificatrices adoptées, le temps requis pour recueillir les données initiales et le temps de calcul impliqué.

Ce chapitre étudie différents modèles de simulation disponibles à l'échelle territoriale, discute de leur pertinence pour ces travaux de thèse et présente de manière exhaustive le modèle de simulation énergétique retenu.

1.1 La modélisation à l'échelle territoriale

1.1.1 Importance de l'échelle territoriale

L'intérêt pour la modélisation des bâtiments a émergé, motivé par le désir de comprendre l'impact des mesures visant à réduire la consommation énergétique dans ce secteur, dès les années 1970. En effet, les différentes crises financières et pétrolières de cette époque ont souligné l'importance de contrôler la consommation énergétique, largement dépendante des énergies fossiles.

Initialement, l'objectif était de mener des simulations détaillées au niveau des bâtiments individuellement afin de définir des standards de consommation énergétique et de développer des réglementations thermiques adaptées. Ces réglementations ont permis d'améliorer significativement la qualité des nouvelles constructions, en imposant des normes strictes d'isolation et en intégrant des systèmes énergétiques avancés, illustrés par la Figure 5.

La problématique liée à l'échelle territoriale est qu'elle est constituée d'un parc de bâtiments existants et mal documentés. Pour cela, progressivement, certaines réglementations se sont également appliquées aux bâtiments anciens en cours de rénovation.

Les certifications, telles que le label Bâtiment Basse Consommation (BBC), ont été introduites pour aller au-delà des normes existantes, en prenant en compte non seulement la performance énergétique, mais aussi le confort des occupants et l'impact environnemental global du bâtiment sur son cycle de vie complet. L'adoption de logiciels de simulation énergétique est devenue essentielle pour assurer que les projets de construction ou rénovation répondent à ces normes élevées. Cette approche de modélisation a gagné en maturité, fournissant des données fiables pour les décisions réglementaires et les défis de conception architecturale. L'évolution des normes se poursuit toujours, comme en témoigne l'introduction de réglementations plus strictes telles que la RE2020 [9], marquant un engagement croissant envers l'efficacité énergétique et la durabilité dans le secteur du bâtiment.

Néanmoins, l'analyse d'un bâtiment ne suffit pas à fournir une vision globale et cohérente de l'efficacité énergétique à l'échelle d'une zone géographique plus étendue. Par exemple, les systèmes de chauffage centralisé, tels que les réseaux de chaleur urbains, doivent être envisagés dans le contexte d'un ensemble de bâtiments interconnectés. De plus, pour élaborer des stratégies efficaces de rénovation énergétique, il est crucial d'examiner un ensemble de bâtiments dans son intégralité et de savoir si les bâtiments sont occupés lors de la période de chauffe. Cette approche permet de déterminer quels bâtiments nécessitent une rénovation en priorité. Ainsi, pour obtenir une vision complète et optimiser les interventions en matière d'efficacité énergétique, une modélisation à l'échelle de territoires devient indispensable. Cette démarche plus large est essentielle pour atteindre les objectifs de durabilité et d'efficacité énergétique défini à un niveau macroscopique.

1.1.2 Interconnexions entre niveau territorial et national

La modélisation à l'échelle de plusieurs milliers de bâtiments a pour objectif d'accompagner et d'outiller les territoires dans la prise de décisions et la mise en oeuvre d'actions permettant de lutter contre le dérèglement climatique. En effet, cette échelle géographique permet l'analyse via des simulations numériques de phénomènes macroscopiques comme la réduction de la consommation d'énergie et permet de faire le lien avec l'échelle du bâtiment (Figure 1.1).

L'échelle du territoire permet aussi de représenter la diversité des différents espaces du territoire français avec des impacts variés sur le bâtiment et l'urbanisme [20] :

- Dans les zones densément peuplées, malgré une offre complète en équipements, la demande dépasse souvent l'offre, posant des défis en termes d'infrastructure et de services. Les grandes villes, notamment près des côtes et en Corse, connaissent une croissance démographique, stimulant le développement immobilier et l'expansion urbaine.
- Par contre, certaines régions, principalement du nord-est au sud-ouest, voient leur population diminuer, entraînant un déclin dans la construction et l'entretien des bâtiments.
- Enfin, les disparités économiques entre les régions se reflètent dans le secteur du bâtiment : les départements les plus pauvres, souvent dans le nord, le centre et les DROM, contrastent avec les zones plus riches près du littoral méditerranéen et la Suisse, où les projets de construction et rénovation sont plus ambitieux et modernes.

Néanmoins, malgré l'intérêt de mieux représenter la diversité de la France et faire un lien politique, l'adoption d'une modélisation territoriale entraîne des enjeux spécifiques.

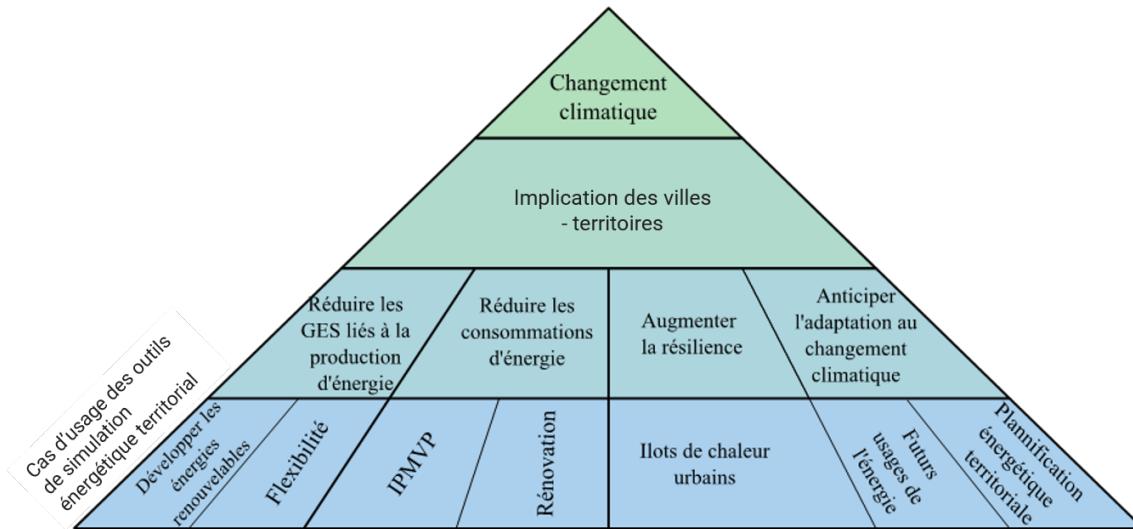


FIGURE 1.1 – Implication de la modélisation territoriale (Source : MinesParistech, Lucie Lefort)

1.1.3 Problématique de la modélisation territoriale

La modélisation à l'échelle du Territoire, bien qu'offrant des perspectives importantes, confronte les chercheurs à des défis spécifiques, notamment en termes de complexité des modèles et de la mise en données de ces modèles.

La simulation de milliers de bâtiments sur un territoire nécessite de considérer certains phénomènes physiques comme prépondérant par rapport à l'information qu'ils apportent et à gérer la complexité qu'ils engendrent. Le travail de [21] a montré qu'il est possible de réduire la complexité du modèle de moitié, tout en conservant une précision supérieure à 90% pour le bâtiment ciblé.

Les phénomènes physiques principaux jouant un rôle dans la simulation énergétique du bâtiment sont listés ci-dessous :

- Comportement Thermique et Énergétique : La simulation des bâtiments nécessite une compréhension approfondie de leur comportement thermique et énergétique. Cela inclut, par exemple, l'isolation des bâtiments, les transferts de chaleur à travers les murs, et l'efficacité des systèmes de ventilation. S'ajoute à cela la modélisation des systèmes énergétiques, qui est essentielle pour comprendre et optimiser la consommation d'énergie des bâtiments.
- Confort des occupants : Modélisation des besoins de confort d'été lié au refroidissement (ventilation naturelle, climatisation).
- Interaction avec l'Environnement : La simulation doit intégrer l'interaction du bâtiment avec son environnement immédiat, incluant l'ombre portée, les effets du microclimat urbain, et l'impact sur les infrastructures existantes.

Chacun de ces phénomènes physiques peut être modélisé avec différents niveaux de complexité, selon les besoins de la simulation.

L'échelle territoriale nécessite également un **accès aux données** sur chaque bâtiment du territoire. Il n'est pas envisageable de réaliser des études terrains pour récupérer ces données au vu de l'importance du nombre de bâtiments. Il sera donc nécessaire d'utiliser des bases de données déjà existantes et de les

rassembler pour obtenir une cartographie la plus précise possible. Il en sera de même pour les données environnementales et climatiques.

Enfin, ces choix de complexité seront dictés par le **temps de calcul** nécessaire pour réaliser ces simulations. En effet, les modèles de simulation des bâtiments peuvent être extrêmement complexes, intégrant de multiples variables et interactions. Cela exige des capacités de calcul élevées pour traiter ces informations en un temps raisonnable (quelques heures pour des milliers de bâtiments). Dans le cadre de ces travaux de thèses, et pour rendre les simulations plus pratiques, il sera nécessaire de simplifier les différents modèles.

L'incertitude des données à l'échelle des bâtiments est un défi majeur dans la modélisation territoriale. Cette incertitude provient de plusieurs sources :

- Premièrement, il y a la qualité des données initiales, qui peut varier considérablement en fonction de la méthode de collecte (INSEE, DPE, ...), de l'âge des données et de leur niveau de détail. Par exemple, les plans architecturaux anciens ou les données issues de relevés sommaires peuvent introduire des erreurs dans la modélisation.
- Deuxièmement, les variations inhérentes aux caractéristiques physiques et fonctionnelles des bâtiments, comme l'isolation thermique ou les systèmes de chauffage, rendent difficile l'établissement de modèles précis et uniformes.
- Troisièmement, l'évolution dans le temps des bâtiments, due aux rénovations ou aux changements d'usage, peut rendre les données obsolètes rapidement. Ces incertitudes nécessitent des approches robustes en matière de modélisation, capables d'intégrer et de gérer ces variations pour assurer des prévisions fiables et pertinentes à l'échelle du bâtiment.

Ces points sont un domaine de recherche important actuellement [22, 23] afin de fiabiliser la mise en données du parc de bâtiments.

En résumé, la modélisation territoriale des bâtiments, complexe de par sa nature, exige une intégration précise des données et des capacités de calcul significatives pour reproduire fidèlement les aspects physiques, énergétiques et structurels des bâtiments dans leur environnement.

La suite de ce chapitre se concentrera sur une revue des méthodes de cartographie du parc bâti résidentiel et des modèles de simulation à l'échelle territoriale déjà existants.

1.2 Revue de littérature

1.2.1 Cartographie du parc bâti résidentiel

La prévision de la demande d'énergie est une partie essentielle des études de planification nationale [24]. En effet, l'analyse de la demande en énergie et sa variation dynamique sont liées aux aspects sociaux, économiques, techniques et environnementaux. De plus, les économies d'énergie et les réductions d'émissions de gaz à effet de serre sont généralement déterminées par la demande énergétique dans les scénarios prospectifs. Pour améliorer cette efficacité énergétique, la connaissance du parc immobilier national est essentielle.

Ainsi, afin de cartographier le parc bâti résidentiel actuel, il existe deux solutions principales. La plupart des articles étudiés cartographient le parc de bâti actuel par une approche dite "par archétype". C'est

le cas par exemple d'une étude réalisée sur le territoire suisse par N.Streicher [25] pour simuler l'ensemble du pays. Ces approches par archétype permettent de remplacer le parc de bâtiments existants par des bâtiments « types » dont les caractéristiques sont le plus proche possible des données réelles. Par exemple, le modèle présenté par N.Streicher est basé sur 54 archétypes uniquement.

Plusieurs projets de grandes envergures utilisent ces technologies au niveau français comme les projets européens TABULA¹ ou EPISCOPE². Ces projets ont été initiés il y a déjà plusieurs années mais aucune étude plus récente à l'échelle Française n'a été identifiée. Certains projets locaux comme sur la ville de Marseille avec le projet ATRE³ ont également été menés. En France, l'enquête PHEBUS fournit une photographie des performances énergétiques du parc des résidences principales, en permettant de les analyser en fonction des caractéristiques de leurs occupants, de leurs usages énergétiques et de leurs consommations d'énergie⁴.

En opposition, l'ouverture de données au grand public ces dernières années (Tableau 1.1) permet d'envisager de ne plus passer par des archétypes et donc d'avoir une représentation plus fidèle de chacun des bâtiments sur un territoire.

Base de données	Année de mise en Open Access	Description
INSEE	1968	Recensement de la population
DLE ENEDIS	2015	Données Locales de l'Energie. Consommation d'électricité
DLE GRDF	2017	Données Locales de l'Energie. Consommation de gaz
IMOPE	2017	Inventaire Multi-Objets des Bâtiments
BD TOPO v3 [IGN]	2019 (nouvelle version)	Emprises au sol, année de construction et matériaux des 24M de bâtiments
DPE	2020	Données pour la caractérisation thermique et technique des bâtiments
BDNB	2021	Base de Données Nationale des Bâtiments

TABLE 1.1 – Ouverture en Open Access des principales bases de données

La base DPE française contient plus de 9.4 Millions de logements dans sa version avant 2021. Depuis la réalisation de la nouvelle méthode, cette base de données recense maintenant plus 17 millions de logements. Par exemple, des projets comme IMOPE⁵ et GORENOVE⁶ en France sont basés sur cette stratégie d'utilisation et de regroupement de données en Open Access.

Dans un second temps, l'objectif de cette recherche est de simuler la consommation énergétique des parcs immobiliers. Pour prédire la consommation d'énergie des stocks de bâtiments dans le temps, les chercheurs ont développé un certain nombre de méthodologies de modélisation.

1. <https://episcopes.eu/iee-project/tabula/>
2. <https://episcopes.eu/iee-project/episcopes/>
3. <https://www.marseille.archi.fr/atre/>
4. https://bit.ly/phebus_database
5. <http://www.imope.fr/>
6. <https://www.gorenove.fr/>

1.2.2 Différence Bottom-Up / Top-Down

Les modèles de demande d'énergie se classent généralement en deux catégories principales : ascendants (Bottom-Up) et descendants (Top-Down) [24, 26–29]. Les modèles Bottom-Up analysent la consommation énergétique à partir des données détaillées des bâtiments individuels. En revanche, les modèles Top-Down utilisent des données globales, comme les statistiques nationales, pour estimer la consommation énergétique d'un parc dans sa globalité.

L'approche Top-Down analyse la relation entre la consommation d'énergie et les données agrégées disponibles, telles que les données macroéconomiques et les données météorologiques pondérées en fonction de la population [15]. Cette approche utilise donc comme données d'entrée des valeurs agrégées. Ils ne peuvent donc pas distinguer la consommation d'énergie pour les utilisations finales individuelles et ne peuvent donc pas être utilisés pour modéliser l'effet du changement climatique sur la consommation d'énergie pour chacun des bâtiments du parc. Ils sont en revanche utiles pour représenter rapidement des évolutions sur un parc de bâtiments importants et calibrer des données construites par un modèle Bottom-Up.

En revanche, la méthode Bottom-Up permet d'obtenir la consommation énergétique par usages finaux en utilisant une hiérarchie de données d'entrée désagrégées telles que celles disponibles dans les données en Tableau 1.3. Ces modèles peuvent être subdivisés en modèles d'optimisation et modèles de simulation [30].

Dans ces 2 grandes familles, il existe encore certaines différences représentées en Figure 1.2.

Il existe donc des modèles qualifiés de "boîtes noires", dans lesquels il n'est pas possible d'ajuster l'ensemble des paramètres de simulation. Ces modèles fonctionnent de manière opaque pour l'utilisateur, qui ne peut ni accéder ni modifier les processus internes de calcul.

À l'opposé, on trouve des modèles dits "boîtes blanches", entièrement paramétrables. Dans ces modèles, l'utilisateur peut ajuster tous les aspects et dépendances intra-modèles, offrant une flexibilité et une transparence totales dans le processus de simulation.

Entre ces deux extrêmes, il existe une multitude de modèles hybrides. Ces modèles mixtes fixent certains paramètres physiques tout en permettant des ajustements dans d'autres domaines. Cette approche offre un équilibre entre la simplicité des modèles "boîtes noires" et la personnalisation des modèles "boîtes blanches", en adaptant la complexité du modèle aux besoins spécifiques de l'analyse ou de la simulation.

La plupart des modèles de simulation Bottom-Up sont déployés pour des centaines de bâtiments, à l'échelle d'un quartier (voir par exemple [32], [15], [16]) ou même des milliers de bâtiments à l'échelle d'une ville comme Melbourne [17], Saragosse [33] ou certaines villes chinoises [18]. Dans [34], la région entière de Séville a été simulée dans le but de fournir une aide à la décision aux décideurs politiques par le biais de la demande d'énergie et des données photovoltaïques. À l'échelle d'un pays, les modèles s'appuient généralement sur des archétypes : des centaines de bâtiments choisis pour représenter l'ensemble de la Suisse [35] ou l'ensemble de l'Europe [36]. Pour affiner les estimations, les modèles physiques ascendants sont souvent complétés par des méthodes statistiques. Cela permet d'inclure des données supplémentaires, comme les performances énergétiques des bâtiments italiens (DPE) [37], [38] ou d'autres caractéristiques à introduire dans le modèle physique [22] comme la performance thermique des bâtiments. Ce type d'approche constitue une hybridation des modèles physiques.

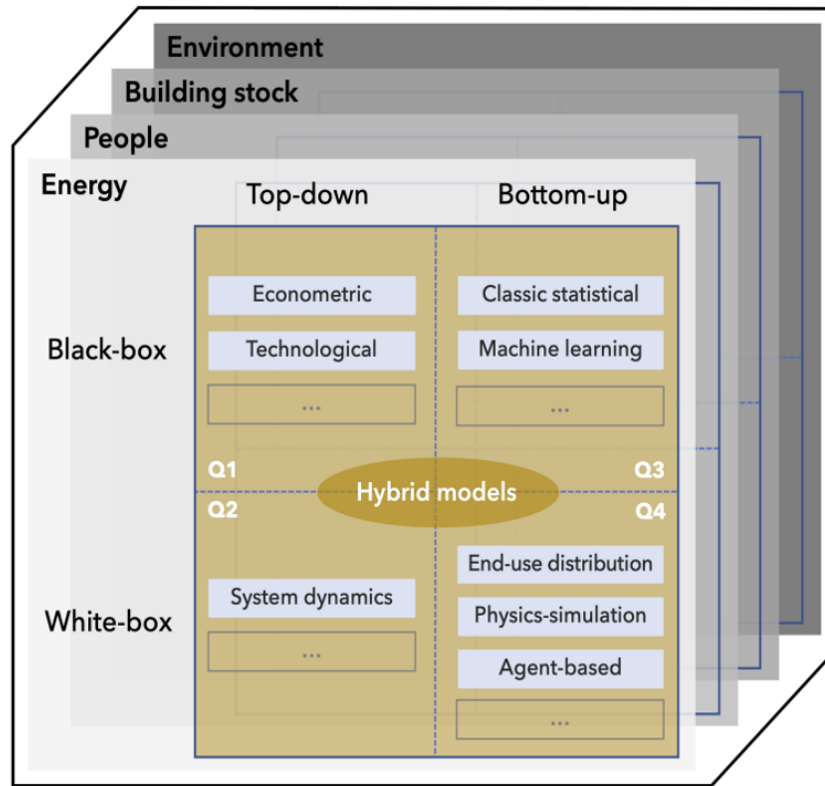


FIGURE 1.2 – Représentation des modèles de simulation (source [31])

1.2.3 Choix de la résolution spatiale et temporelle

L'échelle d'étude du Territoire dans ces travaux implique des problématiques de complexité et de temps de calcul.

La Figure 1.3 représente les différentes caractéristiques des modèles de simulation en fonction de la temporalité de résolution souhaité et la spatialité géographique.

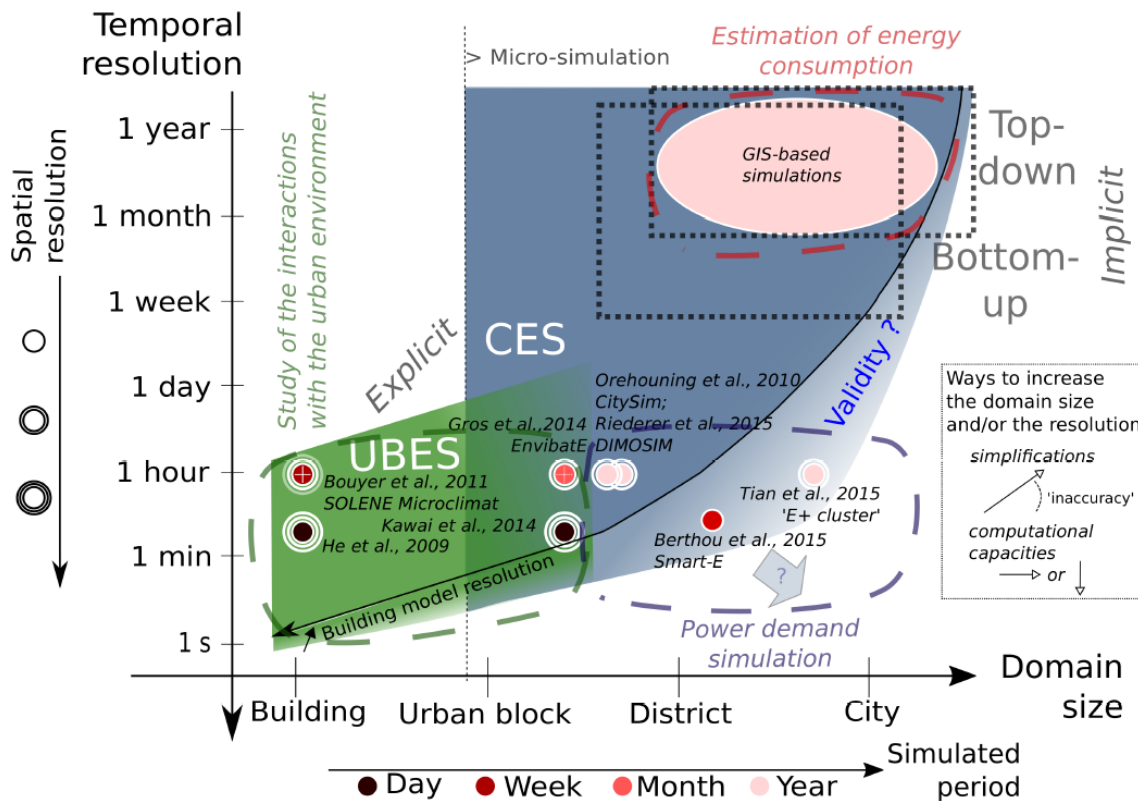


FIGURE 1.3 – Domaine de validité des différents modèles de simulation (source [39])

Cette Figure montre que pour les modèles à l'échelle de villes ces derniers utilisent majoritairement des modèles avec une temporalité de simulation de l'ordre de l'année. C'est également une échelle où les modèles Top-Down et Bottom-Up co-existent. Pour simuler des bâtiments à l'échelle du ville (milliers de bâtiments) dans leur état existant, il est envisageable d'utiliser un modèle au pas de temps journalier, mensuel ou annuel.

Cependant, dans le cadre de ces travaux de thèse et pour simuler des milliers de variantes de travaux de rénovation pour autant de bâtiments, un calcul annuel de consommation d'énergie sera suffisant et est donc en adéquation avec la représentation de cette Figure.

1.2.4 Modèles existants

Les modèles sont « des constructions matérielles ou formelles servant à représenter quelque chose de réel ou de fictif » [40].

Ce paragraphe consiste en une revue de littérature des modèles de simulations thermiques et statistiques existants avec une attention particulière aux problématiques cités précédemment. Le Tableau 1.2 recense donc les principaux modèles de simulation ayant réalisé des études à l'échelle urbaine ou supérieure.

Nom	Développeur	Boîte blanche?	Objectif	Echelle géographique	Echelle temporelle	Type modèle	Licence	Source
URBANopt	NREL	Non	Conception et analyse thermique et électrique des quartiers et campus	Quartiers à Territoires	Heure	EnergyPlus,	EnergyPlus (éléments finis, fonction de transfert)	2016, [41]
SMART-E	Mines ParisTech	Non	Évaluation de la consommation énergétique	Quartiers et villes	Heure	RC	Logiciel privé	2015, [42]
Géranium	Université La Rochelle	Oui	Simulation de la consommation énergétique d'un quartier permettant à des décideurs et des scientifiques d'explorer différents scénarios prospectifs	Quartiers à bâtiments	Heure	RC	Open Source	2017, [43]
CESAR	Swiss Federal Institute of Technology Zürich	Non	Aide à la décision pour les stratégies de transition énergétique et de rénovation à l'échelle urbaine	Quartiers à bâtiments	Heure	EnergyPlus	Logiciel privé	2017, [44]
MANGOret	ETH Zurich	Non	Optimisation pour la planification des investissements à long terme pour la rénovation des systèmes multi-énergétiques et de l'enveloppe des bâtiments	Territoire à bâtiments	Annuel	CESAR	Oui	2022, [45]

Nom	Développeur	Boîte blanche?	Objectif	Echelle géographique	Echelle temporelle	Type modèle	Licence	Source
BuildingModel	Mines Paristech	Oui	Simulation énergétique multi-bâtiments et renvoie la consommation d'énergie annuelle et la puissance de pointe pour chaque énergie	National à bâtiments	Annuel	Linéaire (3CL)	Open Source	2020, [46]
SwissRes	JASM	Oui	Simulation énergétique du parc bâti résidentiel suisse avec consommation annuelle	National à bâtiments	Annuel	Linéaire (3CL)	Logiciel gratuit	2015, [35]
CityBES	LBNL	Non	Modélisation énergétique du parc immobilier d'une ville pour soutenir des programmes d'efficacité énergétique	Territoires à bâtiments	Heure	EnergyPlus, OpenStudio	Logiciel gratuit	2015, [47]
ArtiScales	Ecole doctorale mathématiques et STIC	Oui	Modèle de simulation pour le développement résidentiel d'une agglomération urbaine	Territoires à Quartiers	Heure	MUP-City SimPLU3D	Open Source	2019, [48]
DIMOSIM	CSTB	Oui	UBEM modulaire pour concevoir et optimiser les concepts d'énergie de quartier	Quartiers	Heure	RC	Logiciel privé	2020, [32]

TABLE 1.2 – Modèles implémentés dans différents simulateurs pour l'échelle urbaine ou territoire

1.2.5 Problématique du temps de calcul et de l'utilisation dans un MILP

Le choix du modèle de simulation énergétique dans nos travaux de thèse est contraint par plusieurs paramètres importants. L'une de ces contraintes est liée à l'utilisation de logiciel de simulation dans un modèle d'optimisation Mixed-integer linear programming (MILP) afin d'établir des stratégies de rénovation du parc bâti résidentiel. Cette contrainte est notamment liée au lien étroit entre nos travaux et ceux précédemment réalisés au sein du centre de recherche ([14, 49]).

Dans ce cadre, il est nécessaire d'avoir un modèle de simulation de format **boîte blanche** et si possible en **Open Source** nous permettant de modifier les différents paramètres de simulation lors de rénovations sur le parc bâti résidentiel.

D'après la revue précédente (Tableau 1.2), les modèles Gèranium, ArtiScales, SwissRes, DIMOSIM et BuildingModel correspondent aux exigences souhaitées.

Néanmoins, afin d'avoir un modèle **linéaire** correspondant aux contraintes de l'optimiseur, le choix était alors restreint sur SwissRes ou BuildingModel.

BuildingModel étant un logiciel facile d'accès (hébergé aux Mines ParisTech), adapté au contexte des données françaises, et provenant des travaux de la thèse précédente ([49]), le choix du modèle **Building-Model** a été fait. Toutefois, ce logiciel de simulation étant récent et peu testé sur l'ensemble du parc bâti, il sera nécessaire de valider les résultats de sortie de simulation.

Enfin, pour simuler le parc bâti résidentiel français et définir des stratégies de rénovation, le temps de calcul de ce modèle sera également prédominant. Ce paramètre sera analysé dans la section suivante (Figure 3.21) et les conclusions sont en accord avec ce qui est attendu dans ces travaux de thèse.

1.2.6 Validation des modèles de simulation

Comparer les modèles Bottom-Up aux données réelles est essentiel pour évaluer leur performance.

À l'échelle d'un bâtiment, il existe une littérature considérable sur l'étalonnage de modèles dynamiques utilisant des mesures locales avec différentes résolutions temporelles (voir par exemple l'article de synthèse [50]).

Par exemple, l'étude de Gulotta et al. (2021) [36] évalue la consommation annuelle totale d'électricité à l'échelle nationale dans 28 pays européens, et dans [51], l'évaluation est réalisée sur la base de l'estimation annuelle de l'énergie par utilisation à l'échelle du Japon.

À l'échelle du territoire, un modèle Bottom-Up [52] a simulé 42 000 bâtiments dans l'ensemble de la vallée d'Aoste en Italie et comparé aux DPE obtenus à une échelle supra-municipale et fourni par les données ministérielles italiennes. Ce travail conclut que les données DPE tendent à surestimer la consommation réelle, et qu'en outre leur modèle surestime les données DPE de 9% à 23%. La représentation de la géométrie des bâtiments dans l'étude repose uniquement sur la description de la surface du sol et ne tient pas compte, par exemple, de la contiguïté, des différentes formes de bâtiments et des effets d'ombrage. En 2015, des modèles statistiques et d'ingénierie ont comparé 1000 bâtiments à Rotterdam [53] à une base de données de la consommation de gaz divisée en zones de code postal. Dans cette étude, l'erreur absolue moyenne est de 49 % pour les méthodes d'ingénierie, ce qui justifie de travailler à l'amélioration des modèles de prédiction.

Ainsi, comme démontré dans cette section, il est pertinent de comparer les résultats aux données réelles accessibles afin de travailler à une amélioration du modèle de simulation.

1.3 Contribution du chapitre

Suite à la sélection du modèle de simulation adapté à nos problématiques d'étude, les questions de recherche se formulent comme suit :

Est-ce que les bases de données disponibles en France suffisent à caractériser l'ensemble des bâtiments résidentiels ?

Comment valider un modèle de simulation et quelle est la pertinence du modèle choisi ?

Pour répondre à ces questions de recherche, les contributions de ce chapitre sont les suivantes :

- Présentation du modèle physique de simulation énergétique qui peut couvrir l'échelle de plusieurs bâtiments jusqu'à la France entière.
- Création d'un jeu de données caractérisant le parc bâti résidentiel français.
- Une comparaison des résultats de simulation avec des données de consommation réelles des IRIS résidentiels français (Ilots Regroupés pour l'Information Statistique) pour l'électricité ou le gaz.

1.4 Présentation du logiciel de simulation : BuildingModel

BuildingModel est un modèle de simulation énergétique linéaire et open source, les algorithmes sont accessibles via le lien suivant [46].

A la suite de la revue de littérature effectuée, BuildingModel est donc le modèle de simulation correspondant aux contraintes de recherche. Pour rappel, ce modèle a pour objectif une simulation au niveau territorial et au pas de temps horaire.

Les sections suivantes vont avoir pour objectif de présenter le modèle et son fonctionnement complet.

1.4.1 Procédure d'inférence

BuildingModel est un modèle open source de simulation énergétique multi-bâtiments [46]. Il nécessite, pour chaque bâtiment, des données météorologiques (position du soleil, température extérieure, température du sol) ainsi que des données spécifiques au bâtiment (date de construction, nombre d'habitants, surface des parois, coefficients de transmission thermique, efficacité de chauffage, ...) ainsi que des données décrivant les géométries des bâtiments modélisés.

Pour tous les bâtiments résidentiels de France, nous obtenons les données nécessaires à la mise en donnée de Building Model par une procédure d'inférence utilisant trois bases de données résumées dans le Tableau 1.3. On peut remarquer que ces bases de données ont des échelles de couvertures différentes ainsi que des des taux de complétudes (part de bâtiments disposant de données) variables. Les caractéristiques géométriques de tous les bâtiments sont obtenues à partir de BD Topo v3⁷ qui contient 24

7. Base BD TOPO de l'IGN : <https://geoservices.ign.fr/bdtopo>

millions de bâtiments en France. Pour chaque bâtiment, la base fournit entre autre le nombre de logements, la surface des logements, l'âge du bâtiment et les matériaux des murs.

Source	Echelle	Exhaustive
BD TOPO	Bâtiment	Oui
INSEE	IRIS	Oui
DPE	Logement	Non

Attributs	Source
Code IRIS	All
Année de construction	All
Type de résidence	All
Système de chauffage	INSEE & DPE
Altitude	BD TOPO
Hauteur	BD TOPO
Matériaux des toits et murs	BD TOPO
Nombre de logements	BD TOPO
Surface	INSEE
Nombre d'occupants	INSEE
Renouvellement de l'air	DPE
Fenêtres	DPE
Caractéristiques thermiques	DPE

TABLE 1.3 – Bases de données et description des attributs utilisés comme données d'entrée dans le processus d'inférence. L'objectif de l'inférence est de disposer de toutes les caractéristiques à l'échelle du bâtiment.

D'autres informations caractérisants le bâtiment sont nécessaires pour réaliser la simulation énergétique et sont référencées dans le Tableau 1.3. Les informations des bases non exhaustives seront estimées à partir des informations disponibles et c'est ce qu'on appelle **l'inférence**. Par exemple, le système de chauffage sera inféré de la base INSEE⁸ en s'appuyant sur les caractéristiques communes avec la base DPE⁹. L'inférence géographique s'effectue en examinant d'abord les bâtiments résidentiels ayant le même code IRIS, puis ceux dans la même ville, et enfin au niveau départemental, régional ou national en cas de non-concordance.

D'autres informations essentielles sont extrapolées à partir de la base de données française des diagnostics de performance énergétique (DPE), suivant une méthode similaire.

Nous convenons que les DPE ne sont ni exhaustifs ni fiable, mais en Open Data, pour la caractérisation physique et thermique d'un bâtiment, cela reste le jeu de données le plus complet (plus de 9 millions de DPE en France (40 % des logements)). Le DPE n'est pas exhaustif (il ne représente pas la totalité des bâtiments et ne contient pas l'ensemble des données nécessaires à une simulation thermique), mais l'âge, le type, le vecteur de chauffage et la localisation du bâtiment permettent de déduire les caractéristiques thermiques du bâtiment et l'efficacité de son système de chauffage : $(U_{s,b})_{s \in S}$, ACR_b , η_b .

L'utilisation de ces données permet, en plus de réaliser une simulation thermique, de définir des informations catégorielles. Par exemple, les bâtiments sont filtrés par type résidentiel en s'appuyant sur

8. Recensement de l'INSEE : <https://www.insee.fr/fr/information/2008354>

9. Base DPE de l'ADEME : <https://data.ademe.fr/datasets/dpe-france>

l'attribut de la BDTOPO "Nombre de logements" défini dans le Tableau 1.3. Si un bâtiment possède au moins un logement, il sera considéré comme résidentiel.

Afin d'améliorer l'inférence des moyens de chauffage qui est basée sur l'INSEE et les DPE, un calcul de distance des bâtiments au réseau de gaz a été réalisé. Une cartographie des réseaux de gaz français est disponible en Open Access sur le site de l'ORE¹⁰. Cette étape permet de définir quels bâtiments sont connectés au réseau de gaz en utilisant une fonction de probabilité logistique de la distance au réseau de gaz. La Figure 1.4 montre une représentation graphique des réseaux de gaz à Grenoble ainsi que des bâtiments résidentiels.

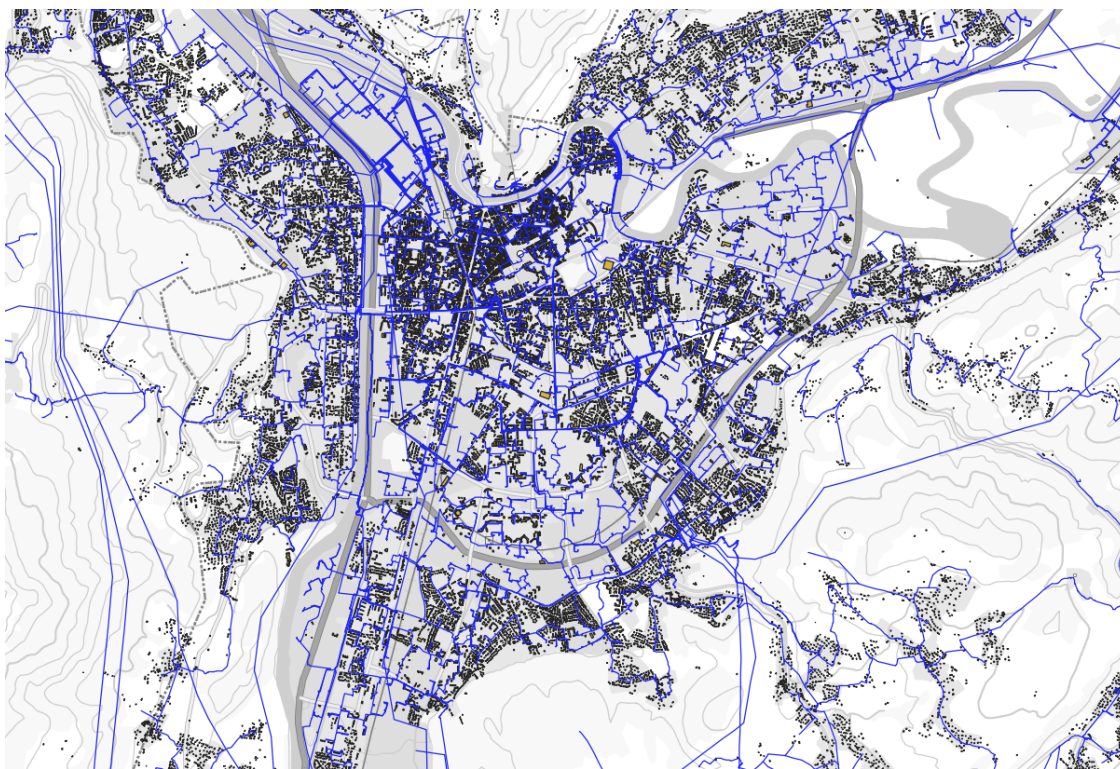


FIGURE 1.4 – Réseau de distribution de gaz (en bleu) et bâtiments résidentiels dans la métropole de Grenoble (carte réalisée avec QGIS)

La probabilité de définir des bâtiments chauffés au gaz via la procédure d'inférence est étroitement liée à la proximité d'un réseau de gaz. Les données démographiques et les caractéristiques spécifiques des bâtiments, telles que le code IRIS, le type de résidence et l'année de construction, jouent un rôle crucial dans la détermination des bâtiments à connecter. Ces informations sont extraites de la base de données de l'INSEE, qui fournit aussi le nombre de logements chauffés au gaz.

La fonction utilise ces données pour calculer la proportion de logements devant être connectés au réseau de gaz. Elle procède en triant les bâtiments en fonction de leur distance au réseau. Les bâtiments sont ensuite sélectionnés pour la connexion en fonction de cette distance, jusqu'à ce que le nombre requis de connexions soit atteint. Ce nombre est déterminé en fonction du nombre de logements chauffés au gaz

10. <https://www.agenceore.fr/datavisualisation/cartographie-reseaux>

indiqué dans les données de l'INSEE pour chaque zone démographique.

L'objectif de cette méthode est d'assurer que le nombre de logements effectivement connectés au réseau de gaz dans le modèle informatique corresponde aux données réelles fournies par l'INSEE. En somme, cette approche permet d'aligner les estimations de connexion au gaz sur les tendances réelles identifiées dans les données démographiques.

La Figure 1.5 montre ce phénomène sur une section du parc bâti résidentiel grenoblois.



FIGURE 1.5 – Répartition des bâtiments chauffés au gaz en fonction de leur distance au réseau de gaz (en rouge les bâtiments dont l'énergie de chauffage principale est le gaz)

La même réflexion peut être réalisée avec les réseaux de chaleur et sera présentée en chapitre 3 pour les stratégies de rénovation.

Au cours des travaux de thèses, d'autres bases de données nationales telles que définies dans le Tableau 1.1 ont été publiées. Ainsi, au sein du CSTB, la Base de Données Nationale des Bâtiments (BDNB) a été rendue accessible en Open Access¹¹. Cette base de données croise et compile d'autres informations issues de bases à accès limités telles que les fichiers fonciers par exemple.

La BDNB a été utilisée avec le modèle créé pendant cette thèse pour des travaux en interne au CSTB. Toutefois, pour une explicabilité et transparence des résultats de thèse, ces derniers ne seront réalisés qu'avec la procédure d'inférence listée ci-dessus et les données en Open Source. Cependant, cela a permis de rendre le modèle plus résilient en le testant sur des jeux de données différents et en permettant de modifier la source des données d'entrée.

Données climatiques

Le modèle intègre des données météorologiques moyennées sur plusieurs années pour simuler l'énergie des bâtiments. Le format utilisé est le fichier EPW du site One Building¹². Au total, 245 fichiers météorologiques sont utilisés en France, avec des données collectées par des mesures sur le terrain et moyennées entre les années 2007 et 2021.

La Figure 1.6 représente la distribution géographique des stations météorologiques utilisées dans le modèle. Ces stations sont très denses autour du pourtour méditerranéen et représentent bien les grandes métropoles françaises. Cependant, les zones moins densément peuplées sont peu représentées sur cette figure.

11. BDNB : <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/base-de-donnees-nationale-des-batiments/>

12. Données météo : https://www.climate.onebuilding.org/WMO_Region_6_Europe/FRA_France/index.html



FIGURE 1.6 – Représentation géographique des 245 stations météo utilisées

La liste des données nécessaires pour réaliser des simulations énergétiques avec le modèle BuildingModel est maintenant exhaustive. Nous allons pouvoir tester ce modèle sur l'ensemble du parc bâti résidentiel français.

1.4.2 Fonctionnement général du modèle

La Figure 1.7 détaille le processus général de fonctionnement de BuildingModel. Toutes les données d'entrée mentionnées sur cette Figure ont été obtenues à l'aide de la procédure d'inférence décrite dans la partie précédente.

On peut noter que des calculs sont réalisés à l'échelle logement et bâtiment. Cela permet de prendre en compte les consommations énergétiques propres à un logement (ECS, cuisson, spécifique) ainsi que les gains des occupants et de les agréger par la suite à l'échelle du bâtiment.

Le modèle permet également d'obtenir le pic de consommations énergétiques pour chaque bâtiment au cours d'une année. Pour cela, le DHU maximale est utilisé pour les calculs de pertes énergétiques.

La section suivante 1.5 décrit les équations physiques qui régissent les différents calculs mentionnés dans la Figure 1.7.

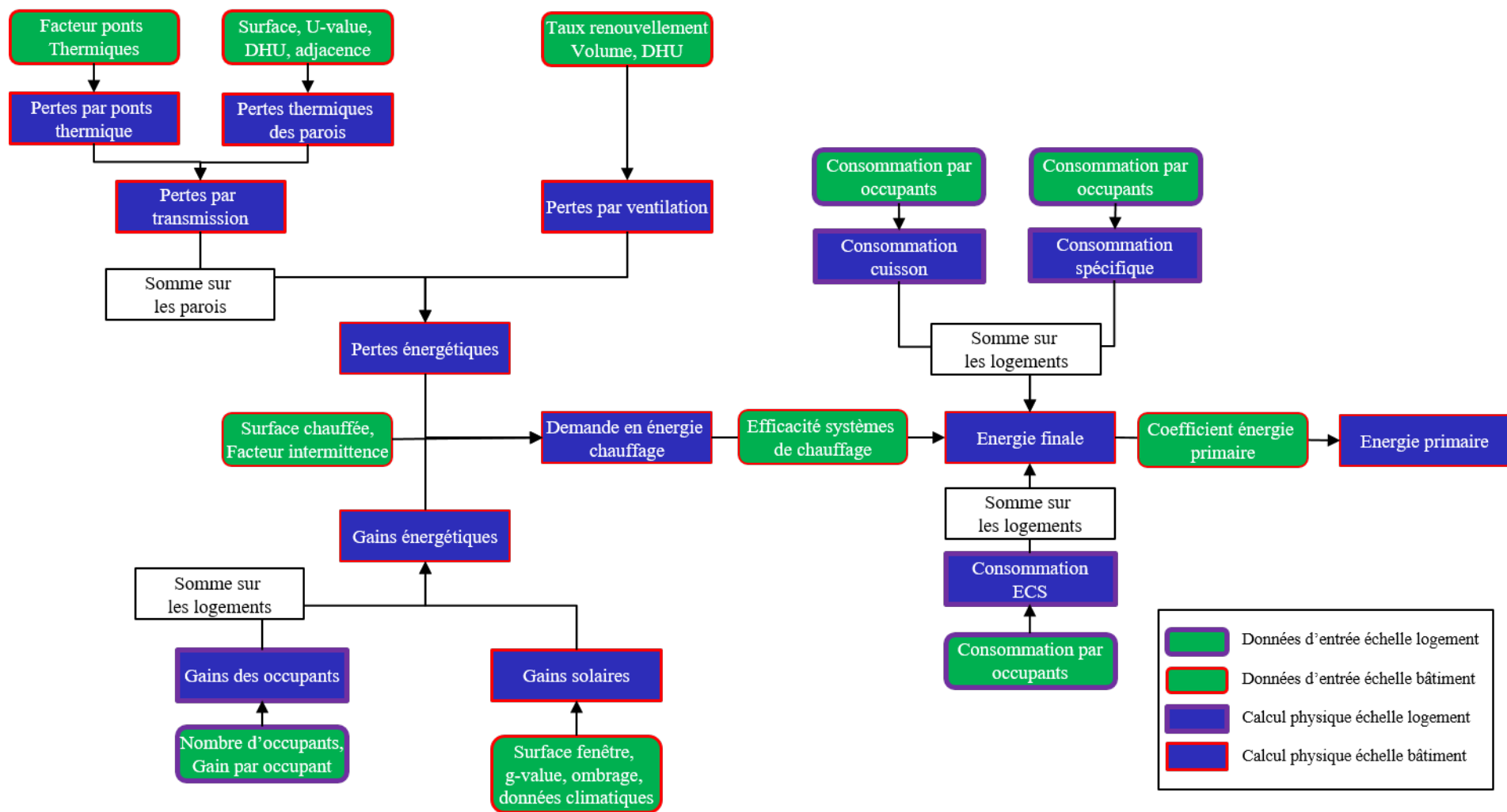


FIGURE 1.7 – Description de la méthode de simulation dans BuildingModel

1.5 Présentation du modèle physique

Le modèle physique peut être utilisé pour estimer, pour chaque bâtiment b en France, et chaque vecteur énergétique $v_e \in \{gaz, electricite, biomasse, fuel, reseau\ de\ chaleur\}$, la consommation énergétique annuelle $\bar{C}_b^{v_e}$ comme une somme des types d'usage $t \in \{1, 2, ecs, c, sp\}$ (1 pour chauffage principal, 2 pour chauffage secondaire, ecs pour l'eau chaude sanitaire, c pour la cuisson et sp pour les besoins spécifiques dans le cas où v_e est électricité) est définie dans l'équation 1.1 :

$$\bar{C}_b^{v_e} = \bar{C}_{1,b}^{v_e} + \bar{C}_{2,b}^{v_e} + \bar{C}_{ecs,b}^{v_e} + \bar{C}_{c,b}^{v_e} + \bar{C}_{sp,b}^{v_e} = [1, 1, 1, 1, 1]^T \bar{\mathbf{C}}_b^{v_e} \quad (1.1)$$

avec $\bar{\mathbf{C}}_b^{v_e} = [\bar{C}_{1,b}^{v_e}, \bar{C}_{2,b}^{v_e}, \bar{C}_{ecs,b}^{v_e}, \bar{C}_{c,b}^{v_e}, \bar{C}_{sp,b}^{v_e}]$

Pour tout vecteur v et chaque bâtiment b , $\bar{C}_{2,b}^v$ est obtenue par exemple comme le produit d'une efficacité $\eta_{2,b}$ et du besoin thermique Q_b de chaque bâtiment, résultant d'une combinaison de pertes et de gains :

$$Q_b = \sum_{s \in S} (Q_{s,b}^t + Q_b^v - Q_b^s) * HAS * int - \sum_{dw \in DW} Q_{occupant,dw} \quad (1.2)$$

où S est l'ensemble des surfaces d'échange (murs, toit, sol, fenêtres),

$Q_{s,b}^t$ les pertes de conduction et de convection associées,

Q_b^v les pertes dues au renouvellement d'air,

Q_b^s les gains solaires annuels,

DW l'ensemble des logements composant le bâtiment,

$Q_{occupant,dw}$ les gains thermiques fournis par les occupants de chaque logement,

HAS représente la part de surface chauffée du bâtiment et

int le facteur d'intermittence (part du temps de présence des occupants dans le bâtiment).

La méthode de calcul de ces 2 dernières métriques est présentée ci-après :

Part de surface chauffée

La part de surface chauffée est définie comme la part d'un bâtiment qui sera chauffée pour un usage résidentiel. La part de surface chauffée est calculée en multipliant la part de surface habitable par un coefficient (Tableau 1.4) et en limitant les valeurs résultantes à des valeurs minimales et maximales dépendant du 'Type' de bâtiment (Maison / Appartement), de la présence d'annexe et de l'usage 'Résidentiel seul'.

Type	Résidentiel seul	Annexe	Coefficient	Min	Max
Maison	Vrai	Faux	1	1	1
Maison	Vrai	Vrai	1.2	0.2	1
Maison	Faux	Vrai/Faux	1.2	0.0	1
Appartement	Vrai	Faux	1	1	1
Appartement	Vrai	Vrai	1.3	0.6	1
Appartement	Faux	Vrai/Faux	1.2	0.0	1

TABLE 1.4 – Part de surface chauffée

Facteur d'intermittence

Le facteur d'intermittence représente la part du temps pendant laquelle les occupants seront dans le logement et qui est tirée dans une distribution bêta (Tableau 1.5) dont les paramètres dépendent du type d'occupation (sauf pour le logement vacant où il est de 0). Cela représente donc une approche stochastique avec à chaque fois une valeur tirée aléatoire dans la distribution bêta par bâtiment.

Type d'occupation	min	max	a	b
Logement occasionnel	0.1	0.4	2.5	4.5
Résidence secondaire	0.05	0.25	2.5	4.5
Maison résidence principale	0.75	1.0	4.5	2.5
Appartement résidence principale	0.65	0.95	4.5	2.5

TABLE 1.5 – Distribution bêta du facteur d'intermittence

La distribution bêta est une distribution de probabilité continue qui peut prendre différentes formes en fonction de ses deux paramètres, notés généralement par "a" (alpha) et "b" (bêta). Ces paramètres déterminent la forme de la courbe de la distribution. La distribution est définie sur l'intervalle [0,1], ce qui correspond aux valeurs minimales et maximales mentionnées dans le tableau (min et max).

La figure 1.8 montre les courbes représentant une distribution bêta pour un type spécifique de logement. Ces courbes sont basées sur les paramètres "a" et "b" de la distribution bêta. La forme de chaque courbe est déterminée par ces paramètres, reflétant la probabilité de la présence des occupants dans le logement sur l'échelle de 0 à 1. Chaque courbe a une aire colorée correspondant à l'intervalle min-max spécifié pour chaque type de logement, dans laquelle sera tiré le facteur d'intermittence.

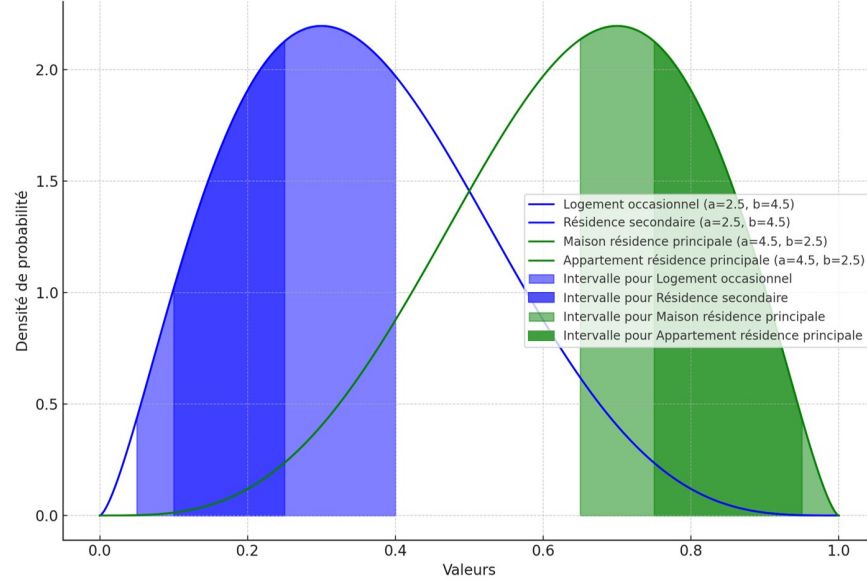


FIGURE 1.8 – Courbes de distribution bêta

L'ensemble des calculs permettant d'obtenir l'équation 1.2 va être maintenant présenté. Deux modes de calculs principaux vont être détaillés dans les prochains sections :

Mode conventionnel : basé sur les informations obtenues de l'inférence pour chaque bâtiment et sur la méthode 3CL-DPE [54]. Ce mode permettra d'obtenir des consommations conventionnelles pour chaque bâtiment qui serviront à établir des étiquettes DPE.

Mode réel : basé uniquement sur les informations obtenues de l'inférence pour chaque bâtiment. Les consommations obtenues via ce mode seront les consommations étudiées et vérifiées dans la suite de ce chapitre.

1.5.1 Calcul des pertes thermiques

Les pertes par conduction/convection (resp. par renouvellement d'air) $Q_{s,b}^t$ (resp. Q_b^v) sont supposées être linéaires avec la surface s (resp. le volume V) d'échange et les degrés heures $DH_{s,b}$. Il n'y a pas de prise en compte de l'inertie thermique sous la forme de capacité thermique, comme dans les modèles thermiques RC, car cela casserait la linéarité du bilan d'énergie :

$$Q_{s,b}^t = DH_{s,b} \times A_{s,b} \times U_{s,b} \times FA_{s,b} + Q_{s,b}^{p_th} ; Q_b^v = DH_b \times \frac{c_{air}}{3.6} \times ACR_b \times V_b \quad (1.3)$$

Il est essentiel de déterminer la puissance maximale de chauffage requise pour chaque bâtiment afin de comprendre la demande totale en énergie de l'ensemble des bâtiments. Cette information est cruciale pour concevoir un réseau électrique ou de distribution de gaz adapté aux besoins énergétiques du parc immobilier. C'est également nécessaire pour dimensionner correctement la puissance du système de chauffage.

Pour cela, les pertes maximales sont égales aux pertes quand $DH_{s,b}$ est maximal (soit quand la température extérieure est la plus faible) :

$$Q_{s,b}^{t,max} = DH_{s,b}^{max} \times U_{s,b} \times A_{s,b} \times FA_{s,b} + Q_{s,b}^{p_th} ; Q_{s,b}^{v,max} = DH_b^{max} \times \frac{c_{air}}{3.6} \times ACR_b \times V_b \quad (1.4)$$

où $A_{s,b}$ la surface de la proi s du bâtiment b ,

$U_{s,b}$ le coefficient de transmission thermique de la paroi s du bâtiment b ,

ACR_b est le taux de renouvellement de l'air du bâtiment b ,

V_b le volume du bâtiment b ,

$Q_{s,b}^{p_th}$ les pertes par pont thermiques

c_{air} la capacité thermique de l'air en J/kg/K et

$FA_{s,b}$ est le facteur d'adjacence utilisé pour modéliser la diminution des pertes lorsque la paroi s est adjacente à un autre bâtiment.

Calcul des degrés heures

Les degrés heures sont obtenus pour chaque heure comme la différence entre la température de consigne T_c du bâtiment et la température extérieure $T_{ext(t)}$. En **mode conventionnel**, la température de consigne sera de 19°C, alors qu'en **mode réel** elle sera par défaut à 20°C.

$$DH_b = \sum_{\substack{t \in HS \\ T_{ext(t)} \leq T_c}} (T_c - T_{ext(t)}) \quad (1.5)$$

avec HS la période de chauffage du 1er octobre au 20 mai et $T_{ext(t)}$ la température extérieure au pas de temps horaire obtenue avec les fichiers météo définis en 1.4.1.

Calcul des ponts thermiques

La version présentée dans cette partie est une version simplifiée de calculs des ponts thermiques afin de tenir compte de leur existence dans le calcul énergétique global.

La perte annuelle de chaleur due aux ponts thermiques pour un pont spécifique dans un bâtiment est donnée par la formule :

$$Q_{s,b}^{p_th} = DH_{s,b} \times \psi_{p_th,s} \times L_{p_th,s} \quad (1.6)$$

où $\psi_{p_th,s}$ est la transmittance thermique linéaire du pont de la paroi s , mesurée en W/(m.K),

$L_{p_th,s}$ est la longueur du pont thermique s linéaire en mètres.

Bien que la transmittance thermique surfacique des parois puisse être facilement calculée à partir des caractéristiques des matériaux, l'estimation de la transmittance des ponts thermiques est plus complexe car elle dépend de la manière spécifique dont les parois se croisent, en particulier de la position relative de l'isolant. Comme ces informations ne pouvaient pas être déduites des données disponibles, l'approche proposée dans le Tableau 1.6 pour modéliser les ponts thermiques est simplifiée, avec seulement deux valeurs possibles de transmittance pour chaque type de parois s considéré (mur/toit, mur/sol, mur/plancher intermédiaire), en fonction de l'isolation des parois impliquées.

Interface	ψ isolé	ψ non isolé	Linéaire
Mur/Toit	0.2	0.5	Longueur du toit
Mur/Sol	0.3	0.6	Longueur du plancher bas
Mur/Plancher Intermédiaire	0.3	0.9	Longueur du plancher * nombre d'étages

TABLE 1.6 – Transmittance et Linéaire des Ponts Thermiques

Facteur d'adjacence

Le facteur d'adjacence prend les valeurs suivantes :

- 1 lorsque la paroi est un toit, un plancher ou un mur extérieur.
- 0.2 lorsque la paroi est un mur intérieur et que l'usage du bâtiment adjacent est résidentiel.

1.5.2 Calcul des masques et gains solaires

Un masque solaire est une représentation angulaire de l'environnement d'un périmètre donné. Pour chaque intervalle d'azimut du soleil, la valeur enregistrée correspond à la hauteur angulaire θ la plus élevée observée du point de vue du centre de chaque paroi du bâtiment. Ceci est obtenu en suivant la procédure suivante illustrée en Figure 1.9 :

- Discrétisation des polygones représentant les toits des bâtiments.
- Calcul de l'azimut et de la hauteur de chaque point du point de vue du centre de la limite.
- Pour chaque intervalle d'azimut, sélectionner la hauteur la plus élevée parmi l'ensemble des points correspondants.

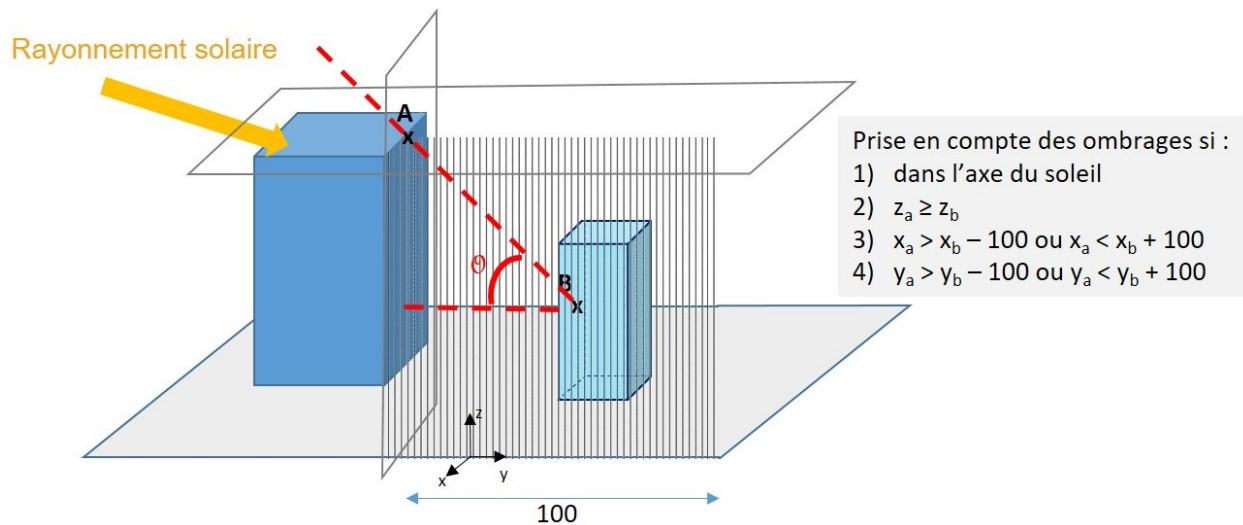


FIGURE 1.9 – Représentation du calcul du masque solaire

Une résolution d'azimut de 10° et une résolution de grille de 2 mètres ont été définies comme valeurs par défaut, représentant un compromis acceptable entre les coûts de calcul et la précision. Cette résolution définit une parcimonie des masques solaires qui est en accord avec les travaux de thèse d'Enora Garreau [55].

Les gains solaires totaux Q_b^s sont calculés comme la somme du rayonnement transmis pendant la saison de chauffage (du 1er octobre au 20 mai). Seuls les gains solaires transmis par les surfaces vitrées sont considérés et non les gains solaires sur les parois opaques. L'équation 1.7 illustre le calcul réalisé :

$$Q_b^s = \sum_{s \in S} A_b^{fen\hat{e}tre} \times \left(1 - \frac{AOI_b^{fen\hat{e}tre}}{90}\right)^5 \times TF_b^{fen\hat{e}tre} \times DR_b^{fen\hat{e}tre} \quad (1.7)$$

où $A_b^{fen\hat{e}tre}$ est la surface de la fenêtre,

$AOI_b^{fen\hat{e}tre}$ l'angle d'incidence du soleil sur la fenêtre en degrés,

$TF_b^{fen\hat{e}tre}$ le facteur de transmission de la fenêtre et

$DR_b^{fen\hat{e}tre}$ le rayonnement direct si aucun masque solaire n'est observé (sinon la valeur est de 0).

Tous des bâtiments sont considérés pour le calcul des gains solaires et pas uniquement les bâtiments résidentiels. En effet, des masques solaires peuvent être provoqués par des bâtiments tertiaires sur des bâtiments résidentiels et ainsi diminuer leur apport solaire.

Dans la suite des calculs, et pour rappel, les bâtiments sont filtrés par type résidentiel en s'appuyant sur l'attribut de la BDTOPO "Nombre de logements" défini dans le Tableau 1.3. Si un bâtiment possède au moins un logement, il sera considéré comme résidentiel.

1.5.3 Calcul des gains thermiques liés aux occupants

Les gains de chaleur liés aux occupants regroupent les gains de chaleur dus à la chaleur corporelle des occupants et à l'utilisation de l'énergie par ces derniers dans les logements d'un bâtiment.

En **mode conventionnel**, les gains de chaleur liés aux occupants sont estimés à 70 Wh par jour et par mètre carré de surface habitable [54].

En **mode réel**, les gains de chaleur liés aux occupants sont la somme des gains métaboliques (moyenne de 25 W par occupant¹³) et de 40% des besoins spécifiques définis dans la section suivante.

Le besoin thermique Q_b de chaque bâtiment, résultant d'une combinaison de pertes et de gains défini dans l'équation 1.2 peut maintenant être calculé.

Pour tout bâtiment b , les consommations énergétiques du chauffage principal $\bar{C}_{1,b}$ et secondaire $\bar{C}_{2,b}$ définies dans l'équation 1.1 sont obtenues comme le rapport du besoin thermique Q_b et d'une efficacité η_b :

$$\bar{C}_b^1 = \frac{Q_{1,b}}{\eta_{1,b}} ; \quad \bar{C}_b^2 = \frac{Q_{2,b}}{\eta_{2,b}} \quad (1.8)$$

où $Q_{1,b}$ représente les besoins thermiques pour le système de chauffage principale et

$Q_{2,b}$ représente les besoins thermiques pour le système de chauffage secondaire.

Le calcul de $Q_{h,b}$ est réalisé avec la Part de Chauffage d'Appoint PCA $\in [0, 1]$ obtenue dans l'inférence DPE.

$$Q_{h,b} = PCA \times Q_b ; \quad Q_{H,b} = (1 - PCA) \times Q_b \quad (1.9)$$

13. https://www.thermexcel.com/french/ressourc/calcul_bilan_thermique.htm

1.5.4 Besoins énergétiques liés aux occupants (ECS, cuisson, électricité spécifique)

Afin d'obtenir la consommation finale totale \bar{C}_b^{Ve} d'un bâtiment b (équation 1.1), il est maintenant nécessaire de définir la consommation d'ECS $\bar{C}_{ecs,b}$, celle de la cuisson $\bar{C}_{c,b}$ ainsi que la consommation spécifique des équipements tiers (electroménager par exemple) $\bar{C}_{sp,b}$.

Les occupants d'un logement génèrent des besoins énergétiques liés à leur comportement, qui peuvent être regroupés en trois catégories :

- Besoins en eau chaude sanitaire
- Cuisson
- Utilisation spécifique de l'électricité (réfrigérateur, lave-vaisselle, télévision, etc.)

Une partie de la consommation d'énergie liée à ces usages sera transformée en chaleur, qui, avec la chaleur corporelle produite par les occupants, contribuera aux besoins de chauffage du bâtiment.

Deux modes de simulation sont exécutés avec des objectifs différents :

Mode conventionnel : les occupants suivent un comportement identique et conventionnel défini dans les normes de diagnostic énergétique, indépendant du type d'occupation, afin que la consommation d'énergie résultante puisse être utilisée pour déterminer la classe énergétique du bâtiment.

Mode réel : les occupants suivent un comportement stochastique dépendant du type d'occupation, afin que la consommation d'énergie résultante puisse être comparée aux données de comptage énergétique.

Besoins en eau chaude sanitaire

En **mode conventionnel**, les besoins en eau chaude sanitaire sont obtenus en fonction du nombre conventionnel d'occupants, lui-même fonction de la surface habitable en utilisant le modèle défini dans la méthode 3CL DPE [54].

En **mode réel**, la consommation quotidienne d'eau chaude sanitaire par occupant en litres est tirée d'une distribution bêta avec des paramètres 2.5 et 4.5 et ajustée pour se situer dans l'intervalle de 10 à 150 litres. Cette distribution a été sélectionnée pour correspondre aux données d'une étude nationale de l'ADEME sur la consommation d'eau chaude sanitaire [56].

Les besoins énergétiques associés à la consommation d'eau chaude sont ensuite obtenus en faisant l'hypothèse que l'eau doit être chauffée afin de passer d'une température équivalente à celle du sol (eg. 13°C) à 40°C. Les besoins annuels sont obtenus en utilisant la température moyenne du sol, tandis que les besoins de pointe reposent sur la température minimale du sol.

Utilisation spécifique de l'électricité

L'utilisation spécifique n'est pas prise en compte dans les **modèles énergétiques conventionnels** car elle n'est pas liée aux caractéristiques du bâtiment.

En **mode réel**, l'utilisation spécifique annuelle par occupant est tirée d'une distribution bêta en fonction du 'type résidentiel' :

Type résidentiel	Min (en kWh)	Max (en kWh)	a	b
Maison	900	3000	2.5	4.5
Appartement	700	2600	2.0	4.5

TABLE 1.7 – Distribution bêta de l'utilisation spécifique

L'utilisation spécifique maximale est sélectionnée en fonction du nombre d'occupants et du type résidentiel du logement.

Nombre d'occupants	1	2	3	4	5	6
Maison	6000	6000	6000	6000	9000	9000
Appartement	3000	3000	6000	6000	6000	9000

TABLE 1.8 – Puissance maximale de l'utilisation spécifique (en W) en fonction du nombre d'occupants dans le logement

Cuisson

La cuisson est la seule utilisation spécifique significative de l'énergie qui peut être fournie par des combustibles autres que l'électricité (principalement le gaz). Cependant, nous manquons actuellement de données ouvertes pour déterminer quel logement utilise le gaz comme combustible de cuisson. Pour contourner ce problème, le choix a été fait de dire que tous les logements non chauffés à l'électricité cuisent au gaz. Cette hypothèse permet de reboucler avec les chiffres nationaux sur la part de la cuisson au gaz (environ 1/3 des logements en France) [57]. C'est toutefois une hypothèse simplificatrice qui ne permet pas d'inclure les logements qui utilisent pour la cuisson du gaz bouteille.

1.5.5 Calcul de consommations réglementaires DPE

Afin d'obtenir des calculs conventionnels et des étiquettes DPE associées à chaque bâtiment, la consommation finale d'énergie est multipliée par un facteur de conversion en énergie primaire FEP :

$$\bar{C}_b^{\text{DPE}} = \sum_{\nu_e \in \nu} (\bar{C}_b^{\nu_e} \times \text{FEP}^{\nu_e}) \quad (1.10)$$

De même, une classe DPE GES peut être définie à partir des émissions de GES annuelles associées à ce bâtiment en multipliant la consommation conventionnelle par un facteur d'émission FE^{ν_e} :

$$\text{GES}_b^{\text{DPE}} = \sum_{\nu_e \in \nu} (\bar{C}_b^{\nu_e} \times \text{FEP}^{\nu_e} \times \text{FE}^{\nu_e}) \quad (1.11)$$

où FEP^{ν_e} représente le facteur d'énergie primaire défini dans la RE2020 pour l'énergie ν_e et FE^{ν_e} le facteur d'émissions de l'énergie ν_e :

La classe énergétique finale correspond au minimum des classes énergétiques liées à la consommation d'énergie et celle liée aux émissions de GES. Le Tableau 4 mentionné en introduction attribue une classe

Energie	Facteur énergie primaire	Facteur d'émissions
Electricité	2.3	79 geqCO2/kWh
Electricité ECS	2.3	65 geqCO2/kWh
Gaz	1	227 geqCO2/kWh
Fuel	1	324 geqCO2/kWh
Biomasse	1	30 geqCO2/kWh
Réseau de chaleur	1	204 geqCO2/kWh

TABLE 1.9 – Facteur d'énergies primaire

énergétique pour chaque valeur de consommation énergétique conventionnelle ou d'émissions de gaz à effet de serre. La valeur minimale est retenue pour l'étiquette DPE finale du logement.

1.5.6 Résumé du modèle

Ce modèle permet donc de simuler les besoins en chauffage (primaire et secondaire), en eau chaude sanitaire, en ventilation, en cuisson ainsi que les besoins spécifiques. Les besoins de refroidissement sont un objectif de développement futur.

Il permet également de définir un pic de consommation pour chaque bâtiment en considérant les pics de besoins thermiques définis en 1.4. Cette donnée sera utile dans le chapitre 3 pour définir le pic de consommation électrique et définir des stratégies de rénovation y dépendant ainsi que le dimensionnent des installations de production d'énergie dans chaque bâtiment.

Un calcul conventionnel est également réalisé afin d'obtenir des classes énergétiques DPE. Ces données seront également très utilisées dans le chapitre 3 pour discuter de l'éradication des passoires thermiques dans les stratégies de rénovation.

Il est important de noter que le calcul des besoins de chauffage est **linéaire**. Ce modèle pourra donc être utilisé dans un modèle MILP (Mixed-Integer Linear Programming) pour résoudre un problème d'optimisation.

1.5.7 Comparaison au modèle de simulation développé dans la thèse d'Antoine Rogeau

Cette étude faisant suite à la thèse d'Antoine Rogeau [49], le modèle utilisé dans ces travaux et présenté dans cette section est inspiré de ces travaux.

Pour rappel, le modèle développé précédemment définissait (page 49 de [49]) le besoin de chauffage Q_b de la manière suivante :

$$Q_b = \sum_{s \in S} Q_{s,b}^t + Q_b^v - Q_b^{gain}$$

avec

$$\begin{aligned} Q_{s,b}^t &= DH_{s,b} \times A_{s,b} \times U_{s,b} ; \\ Q_b^v &= DH_b \times \frac{c_{air}}{3.6} \times ACR_b \times V_b ; \\ Q_b^s &= \sum_{s \in S} A_b^{fenêtre} \times \left(1 - \frac{AOI_b^{fenêtre}}{90}\right)^5 \times TF_b^{fenêtre} \times DR_b^{fenêtre} \end{aligned} \quad (1.12)$$

La consommation de chauffage C_b était alors directement lié au besoin de chauffage par :

$$C_b = \frac{Q_b}{\eta_b} \quad (1.13)$$

Bien que fortement ressemblant, le modèle détaillé dans ce manuscrit possède quelques différences :

- **Détail de la consommation énergétique en plusieurs postes** : le besoin de chauffage est maintenant relié à un chauffage principal et un chauffage secondaire.
- **Prise en compte des occupants** : ce paramètre permet d'ajouter un gain de chaleur lié à la présence d'occupants dans le logement mais aussi de définir une consommation d'ECS, de cuisson ainsi que des besoins spécifiques.
- **Davantage de paramètres physiques pris en compte** : les ponts thermiques, les facteurs d'adjacence ou d'intermittence ainsi que les parts de surface chauffée dans chaque logement sont considérés.

Ces différences permettent d'affiner le modèle de simulation. Dans le cadre de stratégie de rénovation à l'échelle du parc, la principale différence va être la présence d'un talon de consommation énergétique qui ne sera pas diminuable. En effet, la consommation liée à la cuisson ou les besoins spécifiques ne seront pas modifiées. Cela rend donc l'atteinte de certains objectifs plus compliquée. Cependant, ce talon de consommation énergétique pourra éventuellement être modifié dans le cas d'étude de comportement de sobriété énergétique.

1.6 Validation des simulations énergétiques

1.6.1 Echelle de simulation et d'agrégation de résultats

Tous les bâtiments résidentiels en France vont avoir leur état initial/existant simulé afin de caractériser leur performance énergétique initiale ainsi que leur consommation énergétique. Toutefois, pour comparer ces résultats aux données réelles, la comparaison ne pourra pas être faite à l'échelle bâtiment.

En effet, en France, les observations annuelles de la consommation d'énergie résidentielle sont mises à disposition par les gestionnaires de réseaux de distribution (GRD) d'électricité ou de gaz¹⁴. Cette mise à disposition est effectuée à l'échelle la plus fine au niveau de l'IRIS. Nous considérerons dans cette étude les IRIS d'habitat : "leur population se situe en général entre 1 800 et 5 000 habitants. Ils sont

14. <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/donnees-locales-de-consommation-denergie>

homogènes quant au type d'habitat et leurs limites s'appuient sur les grandes coupures du tissu urbain (voies principales, voies ferrées, cours d'eau...)" (source INSEE).

Ainsi, les résultats par vecteur énergétique seront agrégés au niveau de l'IRIS et comparés aux données fournies par les différents GRD.

1.6.2 Résultats et comparaisons des simulations

L'ensemble des bâtiments résidentiels du parc français a donc été simulé avec ce modèle.

Une moyenne de toutes les données ouvertes accessibles d'ENEDIS pour l'électricité et GRDF pour le gaz ont été considérées : 2018 et 2019 pour la consommation de gaz, 2015 à 2019 pour la consommation d'électricité. Cette étude a été réalisée en 2023 sans tenir compte des DLE 2020 et 2021 dont la représentativité des consommations résidentielles a été perturbée compte tenu de la pandémie mondiale de COVID 19.

Pour tout IRIS i et vecteur v_e , l'écart normalisé entre la consommation simulée \bar{C}^{v_e} et la consommation observée C^{v_e} est donné par :

$$E_i^{v_e}(\bar{C}^{v_e}) = \frac{\mathcal{E}_i^{v_e}(\bar{C}^{v_e})}{C_i^{v_e}} * 100 = \frac{C_i^{v_e} - \bar{C}^{v_e}}{C_i^{v_e}} * 100, \quad (1.14)$$

Afin d'obtenir des résultats complets, nous définissons également une RMSE normalisée.

$$\text{NRMSE}(\bar{C}^{v_e}) = \frac{\text{RMSE}(\bar{C}^{v_e})}{\frac{1}{\mathcal{I}} \sum_{i \in \mathcal{I}} C_i^{v_e}} \quad (1.15)$$

Comme discuté dans la section inférence 1.4.1, la construction du parc immobilier donne autant de résultats différents que de simulations effectuées. En effet, la méthode d'inférence entraîne un tirage aléatoire et un processus stochastique. Pour limiter ces incertitudes, nous avons donc effectué différentes simulations du parc immobilier. Après de nombreux tests, nous avons constaté que la moyenne des erreurs ne changeait pas après 6 séries de simulations. Ainsi, tous les résultats présentés dans cet article l'ont été avec 6 ensembles de bâtiments simulés.

Les performances du modèle physique initial proposé dans la section 1.5 sont présentées dans le Tableau 1.10 pour la consommation d'électricité et de gaz. L'erreur est faible par rapport à celles présentées dans la revue de la littérature à la section 1.2.6.

Dans tous les graphiques suivants, les IRIS présentant des erreurs extrêmes (les 5 % d'IRIS présentant les erreurs les plus importantes) ne seront pas représentées pour une question de clarté des graphiques présentés.

La Figure 1.10 montre la distribution des erreurs correspondantes. Elle confirme la surestimation du modèle. Cette surestimation n'est pas une surprise puisque ce modèle est similaire à un modèle DPE, qui est construit pour estimer la consommation conventionnelle, plutôt que le comportement des consommateurs et la consommation réelle. La distribution des erreurs est également légèrement asymétrique. Le biais, l'erreur normalisée et les écarts types sont plus importants pour le gaz que pour l'électricité.

	Electricité	Gaz
Erreur moyenne	-3.35 %	-7.28 %
NRMSE initiale	23.86 %	52.35 %
Erreur de déviation minimale	-94.87 %	-94.76 %
Erreur de déviation maximale	99.90 %	99.92 %
Ecart type	0.019	0.18

TABLE 1.10 – Résultats de la simulation du BuildingModel sur tous les bâtiments français

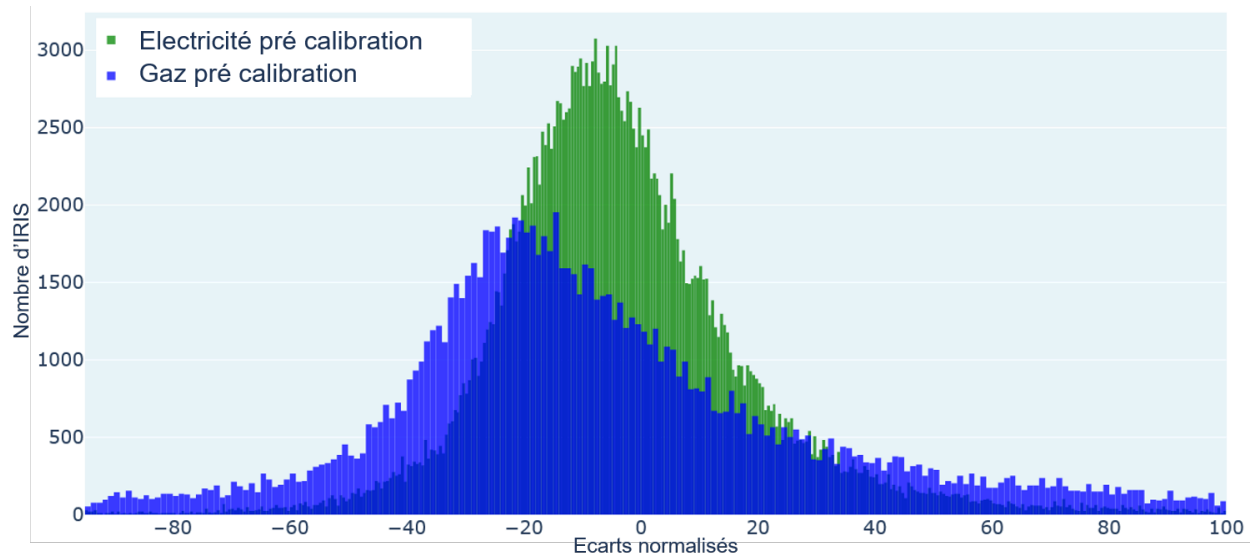


FIGURE 1.10 – Distribution des écarts normalisés pour l'électricité et le gaz (%)

Les résultats géographiques obtenus pour ce modèle physique initial sont visibles dans la Figure 2.11a pour l'électricité.

Il y a de grandes zones sans données, ce qui peut s'expliquer par deux principales raisons :

- Le manque de données dans les bases ENEDIS et/ou GRDF sur certaines caractéristiques (comme le nombre de logements dans chaque bâtiment), ce qui est essentiel pour la simulation énergétique.
- Le manque de données sur la consommation d'énergie. En effet, certains départements français ne dépendent pas des organismes d'état ENEDIS (principal fournisseur d'électricité) ou GRDF (fournisseur national de gaz).

Les différences entre territoires français sont également très importantes. En effet, pour le nord-ouest et la plupart des territoires du centre de la France, le modèle de construction surestime la consommation d'énergie. La présence de territoires ruraux à forte consommation de biomasse pourrait en être la cause. Ces bâtiments auraient été identifiés comme consommant de l'électricité au lieu du chauffage à la biomasse. En revanche, les régions chaudes comme le bassin méditerranéen ou la côte sud-atlantique sont sous-estimées. Cela peut s'expliquer par le fait que la climatisation n'est pas prise en compte dans le modèle de simulation et qu'il y a peut-être plus de résidences secondaires que celles identifiées.

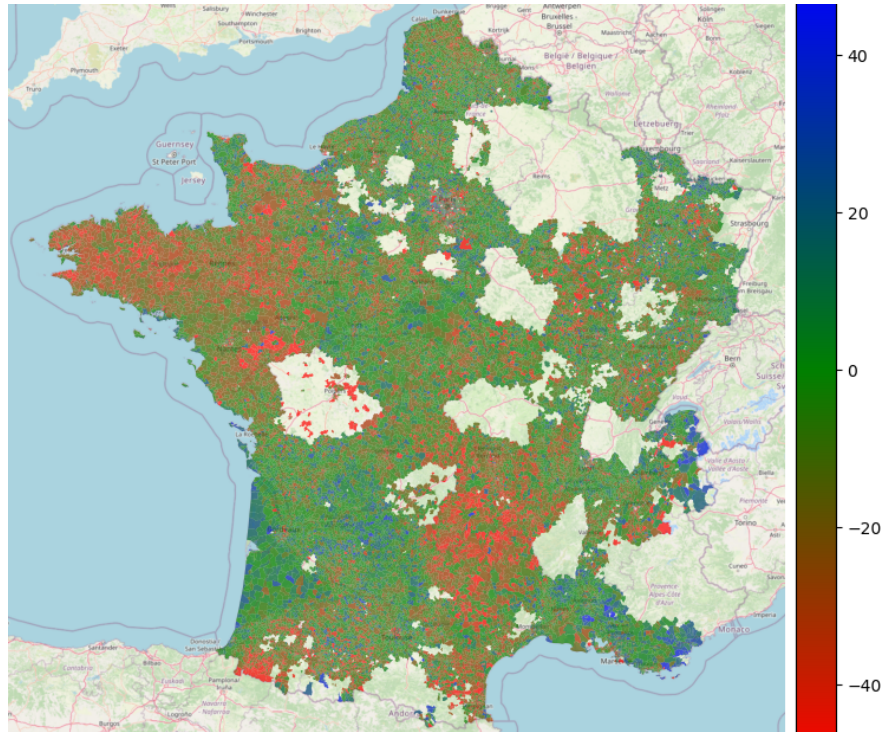


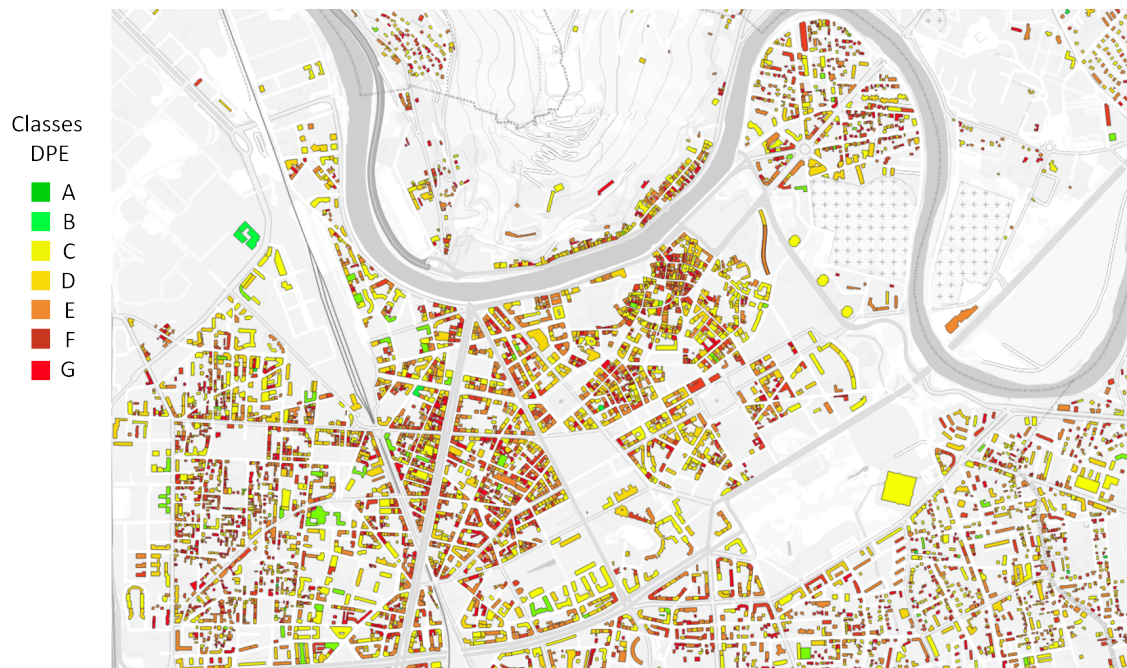
FIGURE 1.11 – Représentation sur carte de l'écart avec les données réelles d'électricité (%)
(Rouge : surestimation des simulations, Bleu : sousestimation)

1.7 Représentation cartographique du parc bâti résidentiel français

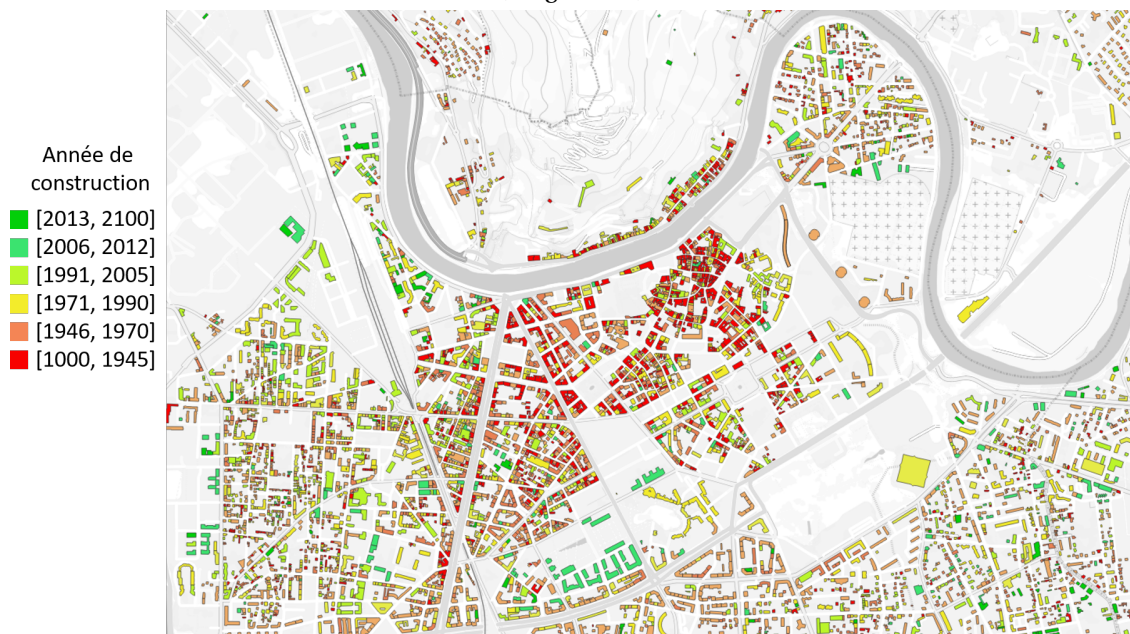
En réalisant ce processus d'inférence et de simulation du parc bâti résidentiel français, il est également possible d'analyser spatialement certaines métriques de valeurs pour différentes collectivités ou territoires français.

Ainsi, la Figure 1.12a représente la classe DPE des bâtiments résidentiels pour une partie de la ville de Grenoble. Ce modèle n'a pas pour avantage principal d'être précis à l'échelle bâtiment au vu de la simplicité de la méthode d'inférence et du modèle thermique utilisé. Cependant, cette cartographie a pour objectif de représenter la diversité des classes DPE dans une métropole ou de cibler certaines zones où la concentration de passoires thermiques est plus importante.

L'importance de ces cartes est également de lier spatialement des données qui peuvent être dépendantes entre elles. Ainsi, la Figure 1.12b représente les bâtiments par année de construction. Cette représentation permet de se rendre compte que les bâtiments les plus anciens sont généralement ceux avec les classes DPE les plus élevées et inversement.



(a) Répartition des bâtiments résidentiels par classes DPE du plus performant (vert foncé) au moins performant (rouge foncé)



(b) Répartition des bâtiments résidentiels par année de construction du plus récent (vert foncé) au plus ancien (rouge foncé)

FIGURE 1.12 – parc bâti résidentiel du centre ville de Grenoble, cartes réalisées avec QGIS (logiciel Open Source)

Il est également possible de visualiser certaines caractéristiques de bâtiments pour l'ensemble du territoire français. Par exemple, les moyens de chauffage sont très hétérogènes sur l'ensemble du territoire comme le montre la Figure 1.13. Les bâtiments de centres villes ainsi que le Nord de la France sont principalement chauffés au gaz. A l'inverse, le pourtour méditerranéen ainsi que la côte Atlantique utilise de l'électricité.

Il est de même intéressant de représenter les matériaux de toiture en France. On remarque ainsi en Figure 1.14 que le nord-ouest de la France utilise majoritairement des ardoises pour le toit des bâtiments alors que le parc bâti du reste de la France a des toits majoritairement en tuiles. Ces représentations montrent la diversité du parc bâti français avec de nombreuses spécificités locales. Il est donc déterminant de tenir compte de toutes ces différences afin de représenter au mieux la réalité terrain.

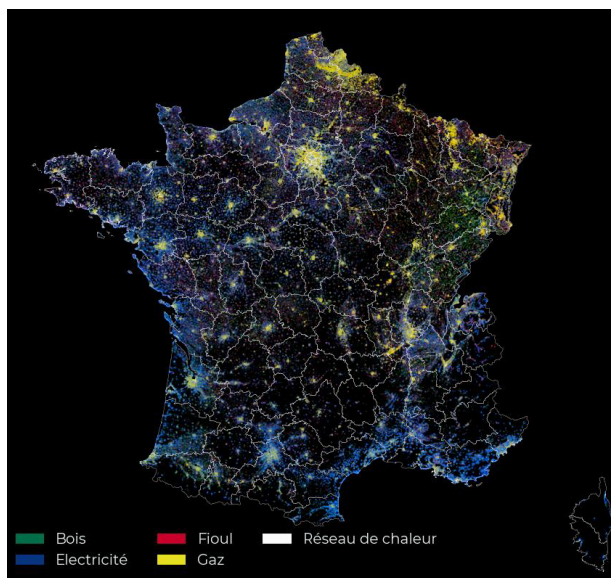


FIGURE 1.13 – Répartition du moyen de chauffage en France (source BDNB-CSTB)

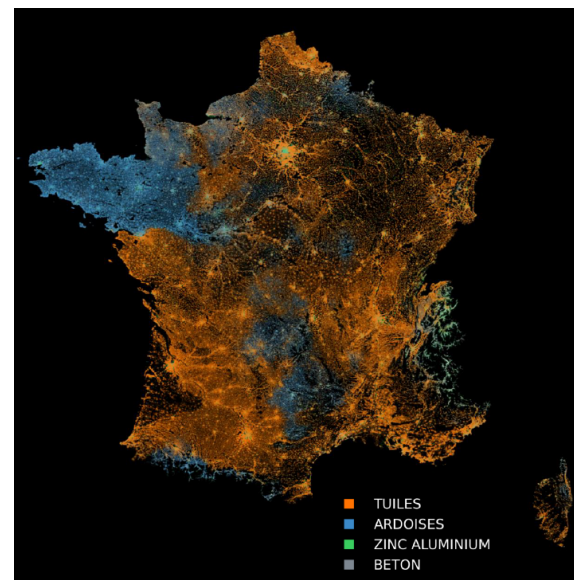


FIGURE 1.14 – Répartition des matériaux de toiture en France (source BDNB-CSTB)

Afin de regarder plus en détails des caractéristiques d'un bâtiment en particulier, le CSTB met à la disposition du grand public le site GO Rénove particulier¹⁵ qui recense le croisement des bases de données en Open Access.

15. <https://particulier.gorenove.fr/>

1.8 Discussion

1.8.1 Hypothèses de simulation

Pour analyser les performances en temps de simulation du modèle, la Figure 3.21 fait le lien entre le nombre de bâtiments simulés et le temps de simulation nécessaire. Toutes ces simulations ont été réalisées sur un ordinateur portable équipé d'un processeur quadricœur avec huit processeurs et d'une mémoire vive de 31,7 gigaoctets (RAM).

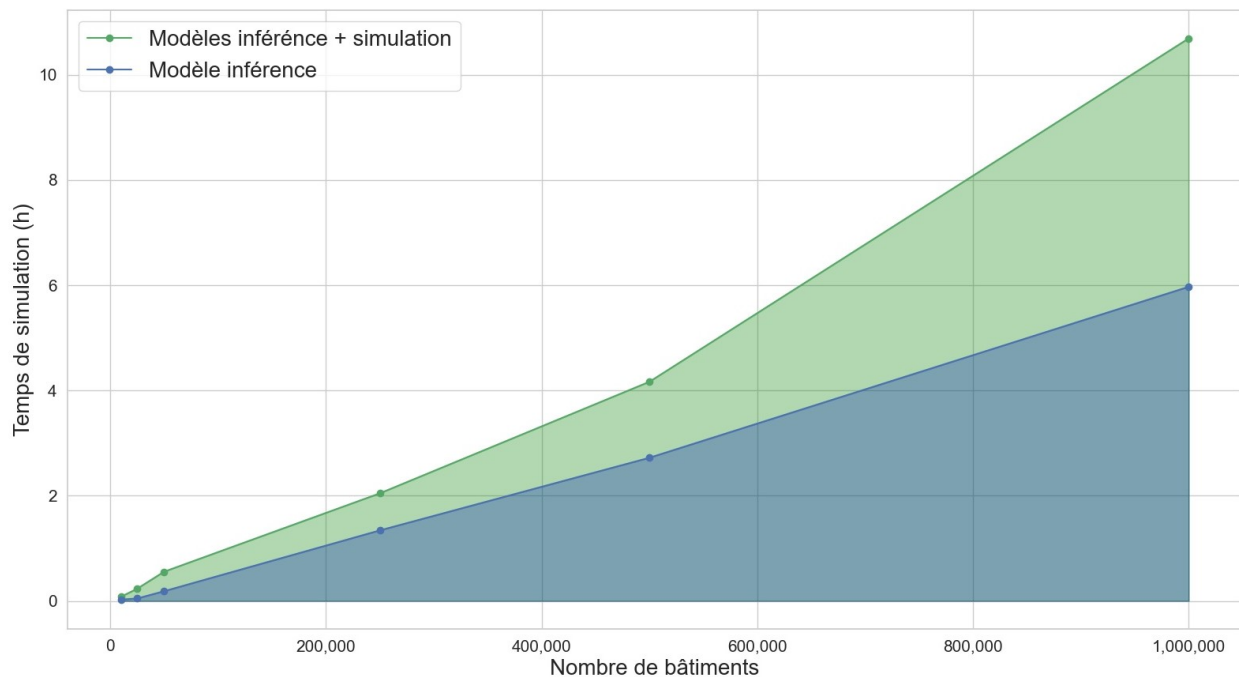


FIGURE 1.15 – Temps de calcul de la simulation énergétique

Cette Figure montre que la simulation d'un territoire de plusieurs centaines de milliers de bâtiments ne constitue pas un obstacle pour la puissance de calcul du PC utilisé. Pour simuler l'ensemble du parc bâti français (soit 20 millions de bâtiments) sur un ordinateur portable de cette puissance, il faudra donc plus d'une semaine de simulation en continue.

Des hypothèses de simulation ont été formulées afin de simplifier le temps de calcul pour les 18 millions de bâtiments résidentiels. Par exemple, la température de consigne a été fixée à 19°C, les logements étant considérés comme une seule zone thermique, et la période de chauffage s'étendait du 1er octobre au 20 mai. D'autres hypothèses de simulation auraient conduit à des résultats différents et les comparaisons des données énergétiques locales auraient également été différentes.

Certains paramètres physiques ne sont pas pris en compte pour l'instant : la climatisation, l'humidité relative et le planning des occupants par exemple. Le confort d'été, par exemple, aurait un impact important sur la consommation d'énergie (usage de climatiseurs) et la comparaison aux DLE sera refaite après l'évolution du modèle.

1.8.2 Développement futur aux travaux de thèse

Afin d'améliorer le logiciel de simulation et de mieux représenter la réalité, des développements futurs sont prévus :

- **L'adaptation des périodes de chauffage** en fonction de la région climatique peut avoir un impact et pourrait être étudiée.
- **L'amélioration de la distinction de l'énergie de cuisson** en utilisant l'enquête logement de l'INSEE croisée avec le recensement.
- **Les rénovations existantes et la perte d'efficacité avec l'âge du bâti** ne sont pas directement pris en compte. Cependant, avec la base de données DPE, un bâtiment dont l'année de construction est ancienne aura une valeur U plus élevée pour les murs ou les fenêtres et donc une consommation d'énergie plus importante. De plus, en France, nous ne disposons pas pour l'instant de données ouvertes sur les rénovations antérieures des bâtiments.
- L'objectif est de considérer **le besoin de froid** dans le modèle mais un problème d'accès aux données de présence du système de climatisation se pose en France pour simuler cette consommation. De plus, elle représente en 2020 3,3 % de la consommation énergétique annuelle du secteur résidentiel français [58] malgré de fortes différences locales. De plus, avec le changement climatique et les exigences accrues des habitants en termes de confort, l'utilisation de la climatisation risque d'augmenter dans les années à venir en France [58]. Ainsi, son implémentation dans un modèle de simulation énergétique

1.9 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis d'atteindre les questions de recherche énoncées dans la partie 1.3, en mettant en lumière la capacité à caractériser le parc bâti résidentiel français. Grâce à l'utilisation des bases de données en Open Access et à l'application d'une méthodologie d'inférence, l'ensemble du parc bâti français a pu être modélisé.

Les simulations réalisées sur l'ensemble du parc immobilier résidentiel français et la comparaison ultérieure avec les données réelles des fournisseurs d'énergie ont révélé les tendances de consommation d'énergie. Bien que le modèle actuel ait fourni des résultats prometteurs, certaines disparités par rapport aux données observées sur le terrain ont été notées, soulignant la nécessité d'une calibration plus approfondie.

Le prochain chapitre 2 s'engage dans cette voie, en proposant une méthode de calibration innovante destinée à affiner le modèle. Cette étape est cruciale pour aligner encore plus étroitement les résultats de simulation avec la réalité observée, permettant ainsi une meilleure planification énergétique et une optimisation des stratégies de rénovation.

En résumé, ce chapitre constitue une avancée significative dans la compréhension du parc immobilier résidentiel en France. Il jette les bases nécessaires pour des études de calibration plus poussées, ouvrant ainsi la voie à des simulations énergétiques plus précises et plus représentatives de la réalité.

Chapitre 2

Calibration avec des données de consommations agrégées

Table des matières

2.1	Revue de littérature	47
2.1.1	Calibration des modèles de simulation énergétique : différentes échelles d'étude . .	47
2.1.2	Grandes familles de calibration des modèles	48
2.1.3	Techniques de calibration mathématiques et statistiques existantes	49
2.1.4	Méthodologie utilisée dans ces travaux	51
2.2	Contribution du chapitre	51
2.3	Méthode de calibration	52
2.3.1	Correction statistique, une formulation générique	52
2.3.2	Partition de l'ensemble des bâtiments	53
2.3.3	Variable explicative externe	55
2.3.4	Algorithme d'estimation des paramètres	56
2.3.5	Procédure de validation croisée	57
2.4	Résumé de la méthodologie appliquée et du choix des paramètres	58
2.4.1	Approche méthodologique	58
2.4.2	Premiers résultats à l'échelle d'une zone climatique	59
2.5	Résultats globaux et discussion	62
2.5.1	Retour sur modèles optimisés et nombre de coefficients	62
2.5.2	Explicabilité des modifications apportées par les coefficients de calibration	65
2.5.3	Performance finale modèle calibré	66
2.5.4	Hypothèses de calibration	69
2.6	Conclusion du chapitre	70

Introduction

Dans un contexte de rénovation massive du parc immobilier résidentiel, les acteurs du secteur ont un besoin crucial en modèles d'aide à la décision fondés sur une connaissance approfondie du parc immobilier résidentiel actuel et sur une simulation précise de la demande énergétique. Cela souligne l'importance de développer une méthode de validation et de calibration à grande échelle, capable de représenter fidèlement la consommation énergétique réelle des bâtiments. Ce chapitre s'attache à présenter une approche méthodologique innovante visant à calibrer un modèle de simulation énergétique pour l'intégralité du parc français.

Le chapitre précédent a permis de se rendre compte de la nécessité de cette calibration, mettant en lumière un décalage entre les consommations simulées et celles observées. Cette calibration aura pour objectif d'identifier plus fiablement des mesures d'économie d'énergie, que ces dernières concernent les changements technologiques ou comportementaux. Cette étape est cruciale pour améliorer la connaissance du modèle de simulation énergétique et sa performance après calibration, notamment pour les questions d'optimisation.

L'originalité de la méthode de calibration décrite dans ce chapitre réside dans son échelle géographique : la modélisation, la simulation et la calibration de l'ensemble du parc immobilier résidentiel français avec des données nationales sur les bâtiments (géométries et attributs). De plus, certaines caractéristiques socio-professionnelles des occupants ont été prises en compte pour refléter leurs comportements énergétiques réels, se distinguant des approches traditionnelles axées sur quelques bâtiments ou archétypes. Une attention particulière est accordée aux données utilisées qui dans cette étude, sont toutes issues de l'Open Data et donc disponibles pour la communauté scientifique. Grâce à cette méthode, plus de 18 millions de bâtiments résidentiels ont été calibrés, réduisant significativement l'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE) entre la consommation énergétique simulée et celle observée.

2.1 Revue de littérature

2.1.1 Calibration des modèles de simulation énergétique : différentes échelles d'étude

Pour représenter au mieux la réalité et tenir compte du manque d'informations sur la caractérisation du parc immobilier résidentiel, un modélisateur doit formuler un certain nombre d'hypothèses et de jugements subjectifs basés sur son expérience et son expertise antérieure. Afin de minimiser la différence entre la prédiction de la simulation et la réalité, les efforts de calibration d'un modèle de simulation deviennent indispensables [59–62]. Une revue de la littérature en 2021 présente les articles qui ont réalisé des calibrations de modèles de simulation énergétique de bâtiments [63].

À l'échelle urbaine, certaines études utilisent des données de bâtiments réels pour effectuer des calibrages de modèles physiques. Ainsi, dans un climat méditerranéen à Beyrouth, la consommation prévue de 2311 bâtiments est ajustée à l'aide des données réelles disponibles, afin d'affiner le modèle pour qu'il corresponde aux modèles d'occupation et de comportement des utilisateurs [64]. Cent quarante immeubles résidentiels de la ville de Koweït [65] ont été utilisés comme étude de cas pour évaluer les méthodes en mesurant leur consommation d'énergie annuelle. Une autre méthode a été mise en œuvre dans l'inventaire des bâtiments résidentiels de la ville de Bilbao [66]. Les résultats de ces études dé-

montrent qu'il est possible de reproduire avec précision la consommation d'énergie de chauffage de bâtiments résidentiels à grande échelle dans une ville, en utilisant des sources de données publiques facilement accessibles.

A ce jour et sur la base de cette revue de littérature [63], il semble qu'aucune étude n'ait été réalisée à l'échelle nationale en adoptant une approche bottom-up, intégrant la diversité des bâtiments et des zones urbaines (campagne, banlieue, montagne, centre ville, etc.) et en effectuant une comparaison avec les données de consommation réelles à l'échelle d'un territoire ou d'une ville.

Les données de [63] ont également révélé que les études de cas à l'échelle urbaine n'ont été menées qu'aux États-Unis (54%), en Europe (34%) et au Moyen-Orient (12%). Notamment, aucune des études à l'échelle urbaine n'a été réalisée dans les régions tropicales. Étant donné que le contexte urbain, y compris les interactions entre les bâtiments et le microclimat urbain, représente un facteur crucial qui doit être pris en compte dans les UBEM, il serait intéressant d'évaluer l'efficacité des méthodologies de calibration des UBEM dans les régions tropicales et dans des villes autres que celles des États-Unis et de l'Europe. Cela permettrait de comparer le comportement des modèles dans d'autres zones climatiques mais nécessite d'avoir accès à des données de consommation pour ces zones afin de réaliser la calibration.

2.1.2 Grandes familles de calibration des modèles

La classification des approches de calibration des modèles de simulation de la performance énergétique des bâtiments (BEPS) permet de comprendre les différentes méthodes utilisées dans ce domaine. Ces approches sont réparties en quatre classes principales, initialement proposées par Clarke et al. [62] et plus tard adoptées par Reddy [60] :

- **Calibration Basée sur l'Intervention Manuelle, Itérative et Pragmatique.** Cette approche implique des ajustements manuels et itératifs par le modélisateur. Elle repose fortement sur l'expertise et le jugement de l'individu qui effectue la calibration, sans dépendance significative envers des modèles automatisés ou des méthodes mathématiques.
- **Calibration Basée sur une Suite d'Affichages Graphiques Comparatifs Informatifs.** Cette méthode utilise divers logiciels graphiques pour comparer les résultats simulés avec les données réelles. Ces outils visuels aident à identifier les écarts et les zones nécessitant un ajustement, rendant le processus de calibration plus intuitif et basé sur les données.
- **Calibration Basée sur des Tests Spéciaux et des Procédures Analytiques.** Cette approche implique l'utilisation de tests spécifiques et de méthodes analytiques pour calibrer le modèle. Cela pourrait inclure la conduite d'expériences contrôlées ou l'application de techniques analytiques particulières pour affiner la simulation. Cela comprend des modèles d'identification à base d'instrumentation comme dans SEREINE en France¹.
- **Méthodes Analytiques/Mathématiques de Calibration.** Cette approche emploie des méthodes mathématiques et statistiques pour la calibration. Elle est plus systématique et s'appuie sur des algorithmes et des techniques de calcul pour ajuster les paramètres du modèle afin de les aligner avec les données du monde réel.

1. <https://programmeprofedel.fr/ressources/sereine-la-mesure-de-la-performance-reelle-foire-aux-questions/>

Ces différentes classifications peuvent être regroupées en 2 principales catégories :

- **Approches Manuelles** : Elles sont principalement itératives et reposent sur l'intervention pragmatique du modélisateur. Elles n'utilisent pas de méthodes de calibration automatisées, s'appuyant plutôt sur l'expertise et le jugement de l'individu.
- **Approches Automatisées** : Elles impliquent une forme d'automatisation dans le processus de calibration. Elles ne sont pas pilotées par l'utilisateur mais emploient des techniques mathématiques et statistiques pour atteindre les objectifs de calibration. Les approches automatisées peuvent réduire considérablement le temps et l'expertise nécessaires pour la calibration.

L'objectif de ces travaux est d'effectuer une calibration pour tous les bâtiments de France et il serait trop long en temps de calcul 3.21 de refaire l'ensemble des simulations énergétiques pour chaque modification de paramètre physique. En ce sens, une approche automatisée sera donc privilégiée.

2.1.3 Techniques de calibration mathématiques et statistiques existantes

Une revue de littérature effectuée en 2021 [63] sur les méthodes de calibration révèle que la majorité des approches automatisées utilisent soit l'optimisation mathématique (58,5 %) soit la calibration bayésienne (33 %), avec plusieurs méthodes qui utilisent des techniques d'échantillonnage pour sélectionner un sous-ensemble de paramètres de modèles ayant le meilleur ajustement (8,5 %).

Le Tableau 2.1, inspiré de [50], décrit les principales méthodes de calibration statistiques et mathématiques utilisées dans la littérature. Ces méthodes sont relativement peu employées à l'échelle urbaine, avec seulement 25% d'utilisation, et ne sont pas utilisées à une échelle géographique supérieure (territoriale, nationale).

Acronyme	Nom	Description	Références
OBJ / PEN	Fonction objectif/pénalité	La plupart des techniques mathématiques utilisent une fonction d'optimisation pour réduire la différence entre les données mesurées et simulées. Une fonction objectif peut être utilisée pour fixer un objectif de minimisation, par exemple, de l'erreur quadratique moyenne entre les données mesurées et simulées. Inversement, une fonction de pénalité peut également être employée pour réduire la probabilité de s'écarter trop du cas de base.	[67, 68]
ANN	Réseaux de neurones	Les réseaux de neurones sont des modèles computationnels composés d'un groupe interconnecté de neurones artificiels. Ils sont utilisés pour modéliser des relations complexes entre les entrées et les sorties ou pour trouver des motifs dans les données.	[69, 70]
BAYES	Calibration bayésienne	La calibration bayésienne est une approche statistique alternative pour la calibration de modèles. Cette approche offre l'avantage de prendre naturellement en compte l'incertitude dans la prédiction du modèle grâce à l'utilisation de distributions d'entrée.	[22, 71]
META	Métamodélisation	Utilisation de modèles analytiques efficaces sur le plan computationnel. Cela fait référence à l'utilisation de modèles d'ingénierie simplifiés pour représenter le bâtiment.	[72]
SYS	Identification de systèmes	Cette technique fait référence au processus de construction de modèles basés uniquement sur le comportement observé du système (sorties) et un ensemble de variables externes (entrées), au lieu de construire un modèle détaillé basé sur équations physiques.	[73]

TABLE 2.1 – Principales méthodes de calibration mathématiques ou statistiques de modèles

2.1.4 Méthodologie utilisée dans ces travaux

Afin de mieux représenter la réalité et de pallier le manque d'informations sur la caractérisation des bâtiments et des zones urbaines, l'étude présentée dans ces travaux a été réalisée sur la base des données de consommation réelles. La plupart des techniques mathématiques recourent à une fonction d'optimisation pour réduire la différence entre les données mesurées et les données simulées. Une fonction objective peut être utilisée pour fixer un objectif, par exemple pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les données mesurées et les données simulées. L'erreur quadratique moyenne entre les données mesurées et les données simulées [74], [75]. Cependant, aucune méthode d'optimisation examinée jusqu'à présent ne s'est avérée capable de calibrer un grand nombre de bâtiments en les comparant à des données réelles. L'objectif principal de cette étude est de concevoir et de développer une méthode d'étalonnage utilisable pour un large éventail de bâtiments et de territoires.

Dans ce cadre, une **méthode de fonction objectif** permettant de minimiser l'écart entre les données de consommation réelles dont nous disposons et les consommations simulées semblent être une première approche intéressante. Cela permettra en effet de conserver le modèle de simulation intact (à l'inverse des méthodes META et SYS).

De nombreuses métriques permettent d'analyser la performance réelle du modèle en calculant l'erreur des simulations. Parmi les métriques statistiques les plus utilisées, la NRMSE, RMSE, NMBE (Normalized Mean Bias Error) ou encore les coefficients de corrélation. Ainsi, comme présenté dans le chapitre 1 dans le Tableau 1.10, la valeur de **NRMSE** sera utilisée

En effet, la minimisation de la NRMSE s'est également avérée être la fonction de coût la plus robuste sous différentes combinaisons de métriques d'erreur, de sortie d'étalonnage et de résolution temporelle de l'ensemble de données de calibration [76].

2.2 Contribution du chapitre

La question de recherche qui se pose suite à cette revue de littérature est :

Comment calibrer un modèle de simulation énergétique sur un territoire national en tenant compte de la spécificité du parc bâti ?

Pour répondre à cette question de recherche, les contributions de ce chapitre sont les suivantes :

- Une paramétrisation statistique du modèle de simulation présenté dans le chapitre précédent 1 et une procédure d'estimation de l'erreur pour exploiter les données Open Source.
- Différentes segmentations du parc bâti et une procédure de sélection de modèle afin de sélectionner le plus adapté pour tenir compte de la diversité des territoires et des bâtiments.

Une évaluation de l'intérêt de la paramétrisation statistique et de la procédure de sélection de modèle pour réduire les erreurs est menée en fin de chapitre.

2.3 Méthode de calibration

2.3.1 Correction statistique, une formulation générique

Dans ce chapitre, nous proposons un cadre général pour calibrer le modèle physique (présenté dans le chapitre 1 avec des données de consommations réelles). Dans ce cadre, on peut considérer $\hat{C}_b^{v_e}$ la consommation calibrée qui s'écrit comme une correction statistique de la forme :

$$\hat{C}_b^{v_e} = \alpha_b^T \tilde{C}_b^{v_e} + \beta_b^T X_b + \gamma_b \quad (2.1)$$

En France, une observation de la consommation $C_i = \sum_{b \in i} C_b$ est disponible pour chaque IRIS $i \in \mathcal{I}$ (Ilots Regroupés pour l'Information Statistique). Ces données permettent d'évaluer à grande échelle la consommation simulée $\tilde{C}_b^{v_e}$ (validation réalisée dans le chapitre 1 partie 1.6.2) et de vérifier que la consommation calibrée \hat{C}^{v_e} se rapproche des données réelles.

Dans l'équation 2.1, la variable explicative $\tilde{C}_b^{v_e}$ est la consommation énergétique simulée par le modèle BuildingModel. C'est donc le vecteur à cinq éléments (chauffage principal et secondaire, ECS, cuisson et électricité spécifique) de l'équation 1.1, mais il pourrait contenir, pour d'autres modèles, une décomposition plus détaillée de la simulation de la consommation du bâtiment (par exemple une consommation de froid).

X_b est une variable explicative à D dimensions qui peut être utilisée pour ajouter D variables explicatives autres que physiques dans la méthode de calibration (voir dans 2.3.3).

Pour un bâtiment donné b , le vecteur $\Theta_b = [\alpha_b, \beta_b, \gamma_b]$ est inconnu et de taille $5 + D + 1$ qui doit être estimée à partir des données de consommation agrégées de l'IRIS. Comme aucune observation n'est disponible au niveau du bâtiment, il ne s'agit pas d'un simple problème de régression, mais plutôt d'un problème de séparation des sources. La séparation de sources est un problème classique en traitement du signal et en apprentissage automatique, où l'objectif est de décomposer un signal ou un ensemble de données en composants indépendants. Dans le contexte de la simulation de bâtiments, cela peut être utilisé pour séparer les différents flux énergétiques (comme le chauffage, le refroidissement, l'éclairage) à partir de mesures globales, afin de mieux comprendre et optimiser l'utilisation de l'énergie.

L'erreur d'estimation $\mathcal{E}_i^{v_e}$ pour tout IRIS i , et l'erreur quadratique moyenne totale (RMSE) pour la consommation calibrée sont alors données par :

$$\mathcal{E}_i^{v_e}(\hat{C}^{v_e}) = C_i^{v_e} - \sum_{b \in i} \hat{C}_b^{v_e} \quad \text{RMSE}(\hat{C}^{v_e}) = \sqrt{\frac{1}{|\mathcal{I}|} \sum_a \mathcal{E}_i^{v_e^2}} \quad (2.2)$$

La RMSE normalisée (NRMSE) est le rapport entre la RMSE et la consommation moyenne totale.

$$\text{NRMSE}(\hat{C}^{v_e}) = \frac{\text{RMSE}(\hat{C}^{v_e})}{\frac{1}{|\mathcal{I}|} \times \sum_{i \in \mathcal{I}} C_i^{v_e}} \quad (2.3)$$

Le calcul des métriques a été réalisé sur 40 660 IRIS pour l'électricité et 18 608 pour le gaz. Ces chiffres correspondent aux données réelles rendues disponibles par ENEDIS et GRDF.

2.3.2 Partition de l'ensemble des bâtiments

Pour permettre au paramètre du modèle de s'adapter à différents types de bâtiments, le vecteur Θ_b est supposé dépendre du bâtiment b par le biais d'une partition \mathcal{C} de l'ensemble des bâtiments.

Une partition d'un ensemble de bâtiments correspond à une déclinaison du parc initial de bâtiments en sous-catégories selon des variables caractéristiques et différenciantes du parc bâti. Ainsi, le choix des variables pour créer la partition est particulièrement déterminant.

Choix des variables pour la création de partitions

Il existe de nombreuses façons de former la partition \mathcal{C} de l'ensemble des bâtiments, par exemple en utilisant les archétypes de bâtiments existants dans la littérature [77, 78]. Dans le présent document, les variables auxiliaires indiquées dans le Tableau 2.2 sont utilisées.

Catégories	Nombre de bâtiments	% parc bâti
Type de résidence		
Principal	14 992 670	74%
Secondaire	4 457 280	22%
Vacant	810 414	4%
Energie de chauffage		
Electricité	6 280 713	31%
Biomasse	5 470 298	27%
Gaz	4 659 883	23%
Fioul	3 039 054	15%
Réseau de chaleur	810 414	4%
Usage (type de résidence)		
Individuel	11 953 615	59%
Collectif	8 306 749	41%
Année de construction		
1000-1945	6 895 265	34%
1946-1970	2 425 987	12%
1971-1990	5 578 652	27%
1991-2005	2 965 875	15%
2006-2100	2 394 586	12%

TABLE 2.2 – Cartographie du parc bâti actuel

Ces variables auxiliaires ont été choisi par dire d'expert au sein du CSTB et sont en accord avec la littérature scientifique et l'influence de variables prépondérantes [79, 80] dans la création d'archétypes.

Ce choix de variables a pour objectif final d'obtenir un coefficient correcteur pour chaque variable et pour chaque bâtiment. Il a donc été effectué avec parcimonie.

Création des partitions

Afin de construire plusieurs types de partitions et laisser notre algorithme identifier celle qui donne les meilleurs résultats (c.-à-d. minimiser l'erreur quadratique moyenne totale dans l'équation 2.2), différentes partitions pourront donc être créées à partir de ces variables auxiliaires. En outre, la variable "Vacant" restera une partition unique pour l'ensemble du modèle en raison de son faible nombre d'éléments. Il est donc nécessaire d'ajouter un élément à l'ensemble des combinaisons réalisées dans le Tableau 2.3.

Type	Energie de chauffage	Usage	Année de construction
Principal	Électricité	Individuel	[1000,1945]
Secondaire	Gaz	Collectif	[1946,1970]
	Biomasse		[1971,1990]
	Fuel		[1991,2005]
	Réseau de chaleur		[2006,2100]

TABLE 2.3 – Variables utilisées pour catégoriser le parc bâti

Une partition peut être obtenue en fonction d'une ou plusieurs variables. Par exemple $\mathcal{C} = \{\text{Type}\}$ sera la partition selon les valeurs de "Type" (avec 3 éléments), $\mathcal{C} = \{\text{Type} \otimes \text{Energie de chauffage}\}$ sera la partition de $(2 \times 5 + 1)$ éléments avec toutes les combinaisons de Types et d'énergie de chauffage auxquelles sera rajoutée la catégorie "Vacant".

La partition la plus complexe qui peut être obtenue à partir de ces variables est la combinaison de chaque variable entre elles soit $\mathcal{C} = \{\text{Type} \otimes \text{Energie de chauffage} \otimes \text{Année de construction} \otimes \text{Utilisation}\}$ qui contient 101 $(2 \times 5 \times 2 \times 5 + 1)$ éléments. Le nombre d'éléments dans \mathcal{C} sera noté $|\mathcal{C}|$.

Pour rappel, pour toutes les partitions, il est bien nécessaire d'ajouter un cas pour les bâtiments vacants sans aucune précision sur l'énergie de chauffage, l'utilisation ou l'année de construction. Cela ajoute un seul élément à toutes les partitions considérées.

Avec toutes les combinaisons possibles de nos 4 variables, cela donne 15 partitions possibles, contenant chacune entre 3 et 101 éléments.

Certains éléments d'une partition donnée peuvent avoir très peu de bâtiments, et le paramètre de calibration associé peut alors être difficile à estimer. Pour cette raison, nous introduisons une procédure qui regroupe tous les petits éléments d'une taille inférieure à ρ en un seul élément "résidu" de la partition.

La nouvelle partition correspondante est notée \mathcal{C}_ρ . Lorsque $\rho = 0$, \mathcal{C}_ρ tend à être similaire à la partition initiale, et lorsque ρ est très grand, \mathcal{C}_ρ tend à n'avoir qu'un seul élément. L'ensemble de toutes les partitions possibles, obtenues en faisant varier ρ le long des 15 partitions initiales, est noté Γ .

Influence sur la méthode de calibration

Maintenant que les paramètres du modèle dépendent des bâtiments par le biais des partitions, désignons par $c(b)$ la partition associée au bâtiment b ,

par $\tilde{C}_{c,i}$ la somme de la consommation simulée pour chaque bâtiment de la partition c dans l'iris i ,

par $X_{c,i}$ la somme des variables explicatives correspondantes pour les bâtiments de la partition c dans l'IRIS i ,

et par $N_{c,i}$ le nombre de bâtiments de la partition c dans l'IRIS i .

L'erreur dans l'équation 2.2 peut dorénavant s'écrire :

$$\mathcal{E}_i^{v_e}(\hat{C}^{v_e}) = C_i^{v_e} - \left(\sum_{b \in i} \alpha_{c(b)}^T \bar{C}_b^{v_e} + \beta_{c(b)}^T X_b + \gamma_{c(b)} \right) \quad (2.4)$$

$$= C_i^{v_e} - \sum_c \left(\alpha_c^T \bar{C}_{c,i}^{v_e} + \beta_c^T X_{c,i} + \gamma_c N_{c,i} \right) \quad (2.5)$$

$$= C_i^{v_e} - \left(\bar{\alpha}^T \bar{C}_i^{v_e} + \bar{\beta}^T X_i + \bar{\gamma}^T N_i \right) \quad (2.6)$$

Dans le problème initial, nous cherchions un modèle statistique de dimension $(5 + D + 1)$ pour corriger le modèle physique de chaque bâtiment. Cependant, les observations ne sont disponibles qu'à l'échelle IRIS. Pour une partition donnée \mathcal{C} , cette séquence d'équations nous permet de transformer le problème initial en une régression linéaire plus pratique avec des paramètres de dimensions $(5 + D + 1) * |\mathcal{C}|$ (les vecteurs $\bar{\alpha}^T, \bar{\beta}^T$ et $\bar{\gamma}^T$) afin de tenir compte des observations associées à l'échelle IRIS.

Cette modification entraîne donc que le modèle de calibration permettra d'obtenir des coefficients de calibration agrégés pour chaque élément de la partition considérée et pour chaque Iris au lieu de chaque bâtiment.

2.3.3 Variable explicative externe

Outre les résultats du modèle physique, notre modèle de simulation énergétique statistique peut utiliser d'autres variables explicatives. Elle est notée X_b au niveau du bâtiment dans l'équation 2.1 mais, comme le montre l'équation 2.4, nous n'avons besoin que de X_i à l'échelle de l'IRIS. Dans cette section, nous décrivons comment cette partie du modèle est utilisée pour prendre en compte le comportement des occupants.

Il existe un consensus [81] [82] que le revenu, le prix de l'énergie, le nombre d'occupants, l'âge de la personne de référence, le statut professionnel et les habitudes individuelles jouent un rôle important dans l'explication de la variabilité de la consommation d'énergie.

Selon des études statistiques [83] [84] réalisées sur le parc immobilier français, le type d'occupation du bâtiment (propriétaire ou locataire), l'activité professionnelle (employé, chômeur ou retraité) et le revenu financier des ménages sont les caractéristiques sociologiques qui ont le plus d'influence sur la consommation d'énergie des bâtiments résidentiels. Deux ensembles de données sont disponibles pour ces caractéristiques en tant que données ouvertes pour le parc immobilier français au niveau IRIS et sont répertoriés dans le Tableau 2.4. L'une des priorités de cette étude étant d'être réutilisable, seules les bases de données ouvertes seront ajoutées au modèle. Pour cette raison, **le taux de pauvreté et le taux de retraités** seront utilisés pour décrire les occupants des logements dans cette étude. Ces variables sociologiques seront rajoutées aux modèles par l'intermédiaire du vecteur X_a .

Database	Année	Description
FILOSOFI	2018	Taux de pauvreté à 60% Ω_a^{60} du revenu disponible médian par unité de consommation en France métropolitaine (%)
INSEE	2018	Taux de retraités Δ_i (%)

TABLE 2.4 – Description des occupants pour chaque IRIS i

Le taux de pauvreté correspond à la proportion d'individu étant en situation de pauvreté monétaire. "Le seuil de pauvreté est fixé par convention à 60% du niveau de vie médian de la population. Il correspond à un revenu disponible de 1 102 euros par mois pour une personne vivant seule et de 2 314 euros pour un couple avec deux enfants âgés de moins de 14 ans".²

Nous prenons en compte les données sur les occupants définies précédemment en ajoutant une consommation de chauffage supplémentaire liée soit au pourcentage de retraités, soit au pourcentage de pauvreté. Ainsi, un terme de consommation de chauffage est ajouté comme suit :

$$X_i^{\text{INSEE}} = (\bar{C}_{1,i}^{v_e} + \bar{C}_{2,i}^{v_e}) * \Delta_i, \quad ; X_i^{\text{FILO}} = (\bar{C}_{1,i}^{v_e} + \bar{C}_{2,i}^{v_e}) * \Omega_i^{60} \quad (2.7)$$

où $\bar{C}_{1,i}^{v_e}$ et $\bar{C}_{2,i}^{v_e}$ représentent la consommation de chauffage principal et secondaire et sont définies au chapitre 1.

Dans le cas où le taux de retraités et le taux de pauvreté sont utilisés, le vecteur X_i est une concaténation de X_i^{INSEE} et X_i^{FILO} . Dans ce cas seulement, la dimension D de X_i est de 2.

En décomposant $\bar{C}_i^{v_e} = \bar{C}_{1,i}^{v_e} + \bar{C}_{2,i}^{v_e} + \bar{C}_{ecs,i}^{v_e} + \bar{C}_{c,i}^{v_e} + \bar{C}_{sp,i}^{v_e}$ suivant l'équation 1.1, l'équation de calibration 2.6 peut donc être réécrite de la manière suivante :

$$\mathcal{E}_i^{v_e}(\hat{C}^{v_e}) = C_i^{v_e} - \left((\alpha^T + \beta^T \times (\Delta_i + \Omega_i^{60})) \times (\bar{C}_{1,i} + \bar{C}_{2,i}^{v_e}) + \alpha^T \times (\bar{C}_{ecs,i}^{v_e} + \bar{C}_{c,i}^{v_e} + \bar{C}_{sp,i}^{v_e}) + \gamma^T N_i \right) \quad (2.8)$$

Si Δ_i est nul, le taux de retraités ne sera pas pris en compte.

Si Ω_i^{60} est nul, le taux de pauvreté ne sera pas pris en compte.

Cette formulation permet de choisir librement quel paramètre sociologique nous souhaitons tester pour calibrer la consommation ou si une combinaison des 2 est souhaitée.

Les variables de la méthode de calibration étant explicitées, il est maintenant possible de présenter la fonction permettant d'estimer les coefficients de calibration via le vecteur Θ_b .

2.3.4 Algorithme d'estimation des paramètres

Pour une partition donnée \mathcal{C} , le vecteur Θ a $(5 + D + 1) * |\mathcal{C}|$ composantes que nous cherchons à récupérer avec toutes les observations de consommation à l'échelle de l'IRIS (plusieurs milliers en France). L'équation 2.4 montre qu'elle peut être reformulée comme un modèle de régression linéaire multivariée.

2. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5759045>

Notons $\hat{C}^v(\Theta)$ le modèle de consommation obtenu avec le paramètre $\Theta = [\alpha, \beta, \gamma]$. La RMSE peut être réécrite comme suit :

$$\text{RMSE}^v(\hat{C}^v(\Theta)) = \|C - (\alpha^T \bar{C} + \beta^T X + \gamma^T N)\|_2 \quad (2.9)$$

Nous devons maintenant choisir entre différents modèles.

Premièrement, il existe de nombreuses partitions possibles dans Γ : 15 choix possibles pour la partition initiale, et plus encore en fonction du choix de l'hyperparamètre ρ .

Deuxièmement, notre modèle peut intégrer différents types de variables explicatives (par exemple, différents choix pour X). Nous voulons que notre algorithme choisisse automatiquement le meilleur modèle. Cette description du problème de calibration montre un nombre important de paramètres résultats de la méthode de calibration explicitée. En fonction du nombre de paramètres dans un modèle donné, il y a un risque de surapprentissage de ce dernier. Pour cette raison, nous proposons d'utiliser une procédure de régularisation avec pénalité de type LASSO [85].

L'équation de calibration devient alors la suivante :

$$\hat{\Theta}_\lambda = \text{Argmin}_{\Theta \in \Gamma, \Theta} \|C - (\alpha^T \bar{C} + \beta^T X + \gamma^T N)\|_2 + \lambda \|\Theta\|_1 \quad (2.10)$$

Le paramètre lasso λ sera obtenu automatique par la méthode proposée en même temps que l'hyperparamètre ρ . En effet, la méthode testera l'ensemble des valeurs de ces paramètres et retournera la RMSE correspondante pour chaque partition. Il sera alors possible d'obtenir pour le modèle ayant la RMSE la plus faible et d'obtenir en même temps la valeur des hyperparamètres.

Pour terminer cette méthode de calibration, il reste à déterminer la façon dont nous allons entraîner sur un échantillon la méthode décrite dans cette section avant de la tester sur l'ensemble du parc bâti.

2.3.5 Procédure de validation croisée

L'inconvénient d'un test unique sur l'ensemble des données est que l'erreur résultante de ce test peut varier considérablement en fonction des observations utilisées dans les ensembles d'apprentissage et de test.

Une façon d'éviter ce problème consiste à ajuster un modèle plusieurs fois en utilisant à chaque fois un ensemble d'apprentissage et de test différent, puis à calculer la NRMSE du test comme étant la moyenne de toutes les NRMSE. Cette procédure s'appelle **la validation croisée K-fold** [86], K étant le nombre d'ajustements réalisés dans le modèle.

En pratique, on choisit généralement d'utiliser entre 5 et 10 ajustements du modèle. Comme indiqué dans [87], il a été démontré que ce nombre d'ajustements offre un équilibre optimal entre biais et variance et fournit ainsi des estimations fiables de l'erreur du test ainsi qu'un temps de calcul et un besoin de mémoire par ordinateur assez restreint.

L'erreur présentée dans les résultats a été calculée par la procédure de validation croisée K-fold (nous avons pris $K = 10$ dans notre expérience numérique). Cette procédure permettra également de définir des intervalles de confiance dans la présentation des résultats.

La méthode de calibration présentée dans cette section permet de sélectionner le meilleur modèle optimisé pour chaque vecteur énergétique v_e sur l'ensemble des données et d'estimer les paramètres associés λ . Cela signifie qu'un modèle optimal et une partition optimale associée sont trouvés en tant que sous-produits de cette procédure.

2.4 Résumé de la méthodologie appliquée et du choix des paramètres

Cette section a pour objectif de synthétiser les sections précédentes en explicitant la méthodologie de calibration ainsi qu'en donnant des premiers résultats explicatifs.

2.4.1 Approche méthodologique

Ainsi, cette étude a pour objectif de fournir un modèle de calibration optimal sur le territoire français. La méthodologie générale est résumée en Figure 2.1.

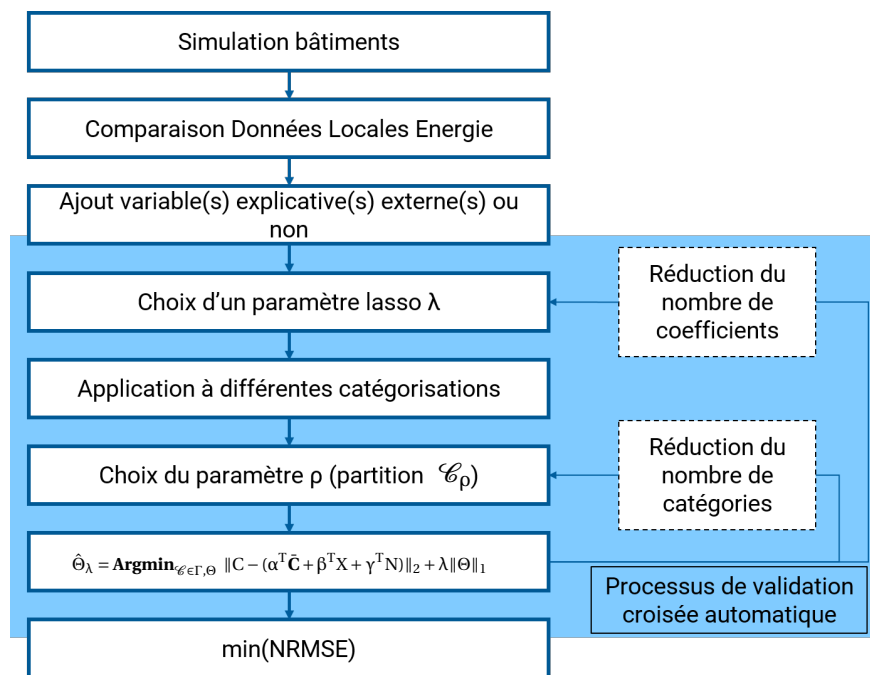


FIGURE 2.1 – Description de la méthode de calibration

Afin d'obtenir des résultats compréhensibles et interprétables, les différents bâtiments étudiés ont donc été regroupés dans des classes dépendant du type de logement, de son usage, de l'énergie de chauffage ou encore de son année de construction comme résumé dans la partie 2.3.2.

Ensuite, pour chaque partition préalablement créée, une régression linéaire est réalisée entre les consommations énergétiques simulées et les données réelles par IRIS. Certaines variables permettent d'influencer la régression et d'obtenir le résultat le plus exact possible :

- Caractéristiques des occupants : le taux de pauvreté et/ou taux de retraité sont pris en compte pour les IRIS concernés au moment de la régression

- Nombre de catégories de classification : en regroupant les bâtiments, certaines catégories ne contiennent que très peu de logements alors que d'autres sont beaucoup plus représentatives du parc bâti de la zone climatique étudiée. Ainsi, dans cette méthode, certaines catégories ont pu être enlevées du panel étudié.
- Coefficient lasso : en statistique, le lasso est une méthode de contraction des coefficients de la régression. Après plusieurs essais de simulation (voir Figure 2.2) sur différentes partitions, ce coefficient varie dans cette étude entre 0 et 2 par pas de 0,1. Il existe donc ici 20 possibilités pour la valeur du lasso.

La Figure 2.2 montre l'influence du paramètre lasso sur les valeurs de NRMSE pour chaque vecteur énergétique et une partition donnée.

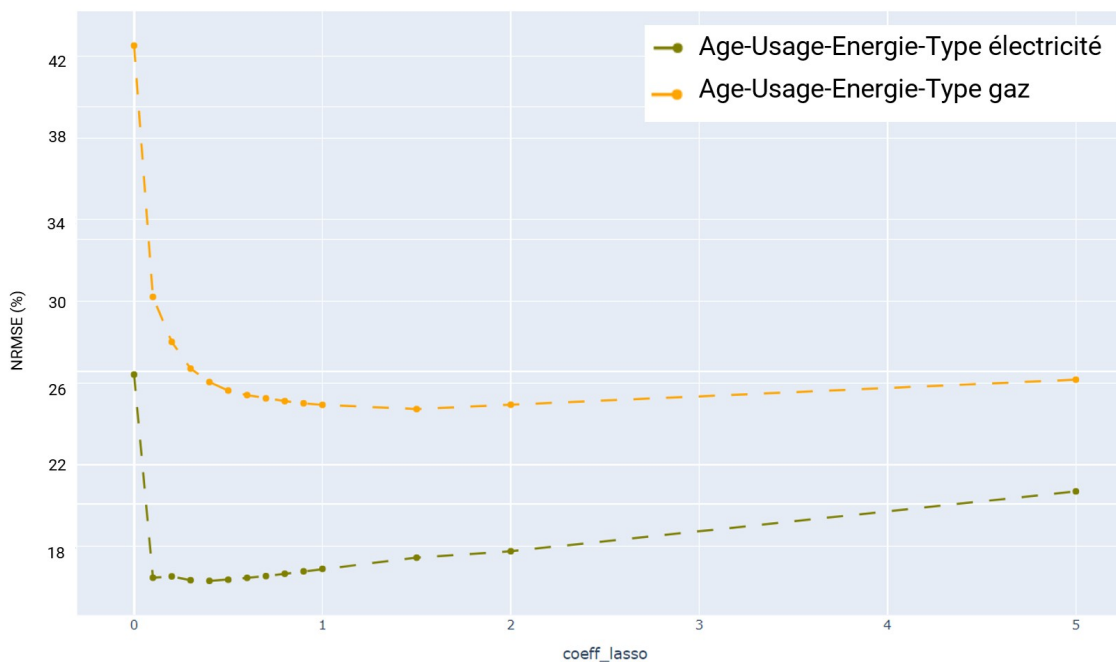


FIGURE 2.2 – Analyse coefficients lasso pour une partition

Cette Figure montre que l'influence du paramètre lasso est notable pour l'électricité et le gaz pour des valeurs faibles du lasso.

L'influence du lasso pour cette partition montrée ici (la partition la plus complète) est comparable pour d'autres partitions.

Le choix a donc été fait de ne faire varier les coefficients lasso de 0 et 2 par pas de 0,1.

2.4.2 Premiers résultats à l'échelle d'une zone climatique

Introduction aux zones climatiques

Pour adapter les coefficients de calibration au climat spécifique de chaque région en France, il a été décidé de développer des coefficients distincts pour chaque zone climatique du territoire français.

Les coefficients de calibration obtenus pour chaque IRIS de la zone climatique seront donc moyennés afin d'obtenir les coefficients utilisés pour toute une zone climatique.

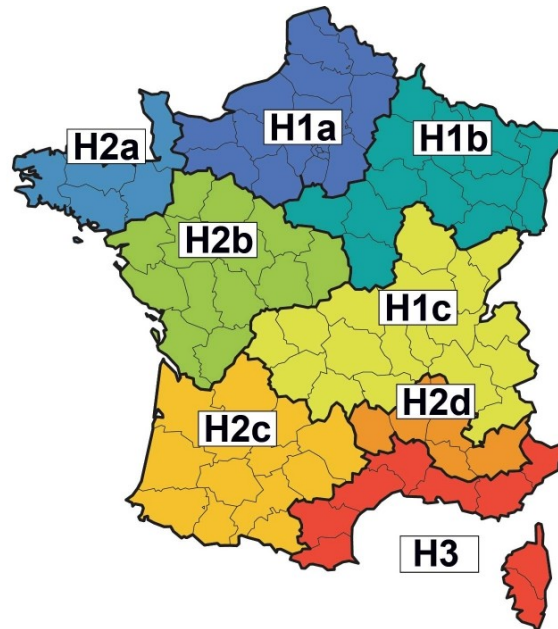


FIGURE 2.3 – Zones climatiques françaises

Les résultats présentés dans les sections ultérieures le seront pour la zone climatique H1B qui représente le Nord-Est de la France et qui correspond à 14 départements français et plus de 3,5 millions de bâtiments.

Choix de la partition

Dans la méthode de calibration présentée dans la section précédente 2.3.2, le parc bâti français était divisé en partitions afin de tenir compte de spécificités de construction ou d'utilisation.

On peut maintenant se demander quelle partition permet de représenter au mieux le parc bâti actuel en obtenant des résultats de NRMSE de calibration les plus faibles possibles. Pour cela, le modèle de régression a été testé sur l'ensemble des partitions et les résultats sont fournis en Figure 2.4 pour l'électricité et en Figure 2.5 pour le gaz. Dans un premier temps, les résultats sont présentés sans ajout de variables explicatives externes pour simplifier la compréhension.

Les résultats sont globalement identiques pour le gaz ou l'électricité en terme de composition des partitions dans la réduction de la NRMSE.

Ainsi, le type de résidence (principale, secondaire, vacant) est la variable qui caractérise le mieux le parc bâti puisque la NRMSE est la plus faible pour le gaz et l'électricité. La partition $\mathcal{C} = \{\text{Type}\}$ serait donc considérée si l'on s'arrêtait à l'étude d'une variable en particulier.

Ensuite, en croisant 2 variables ensemble, le modèle réunissant les variables "Type" et "Énergie de chauffage" (soit la partition $\mathcal{C} = \{\text{Type} \otimes \text{Energie de chauffage}\}$) est celui présentant la NRMSE la plus faible au global.

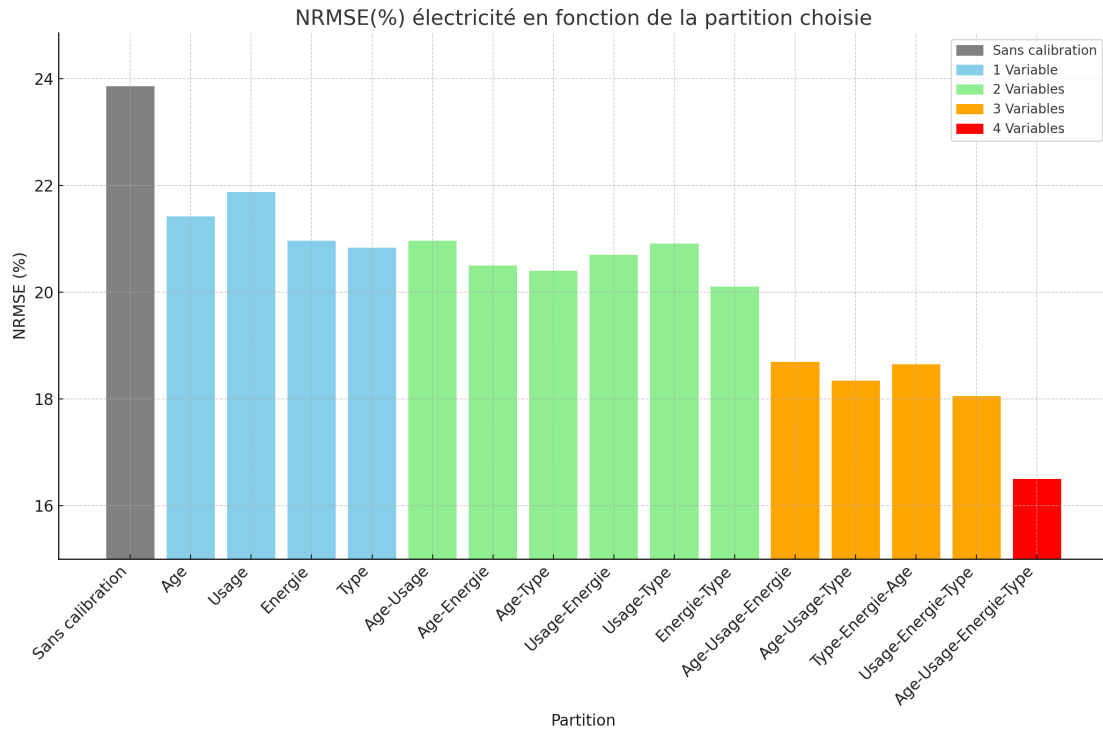


FIGURE 2.4 – NRMSE(%) pour l'électricité en fonction de la partition choisie

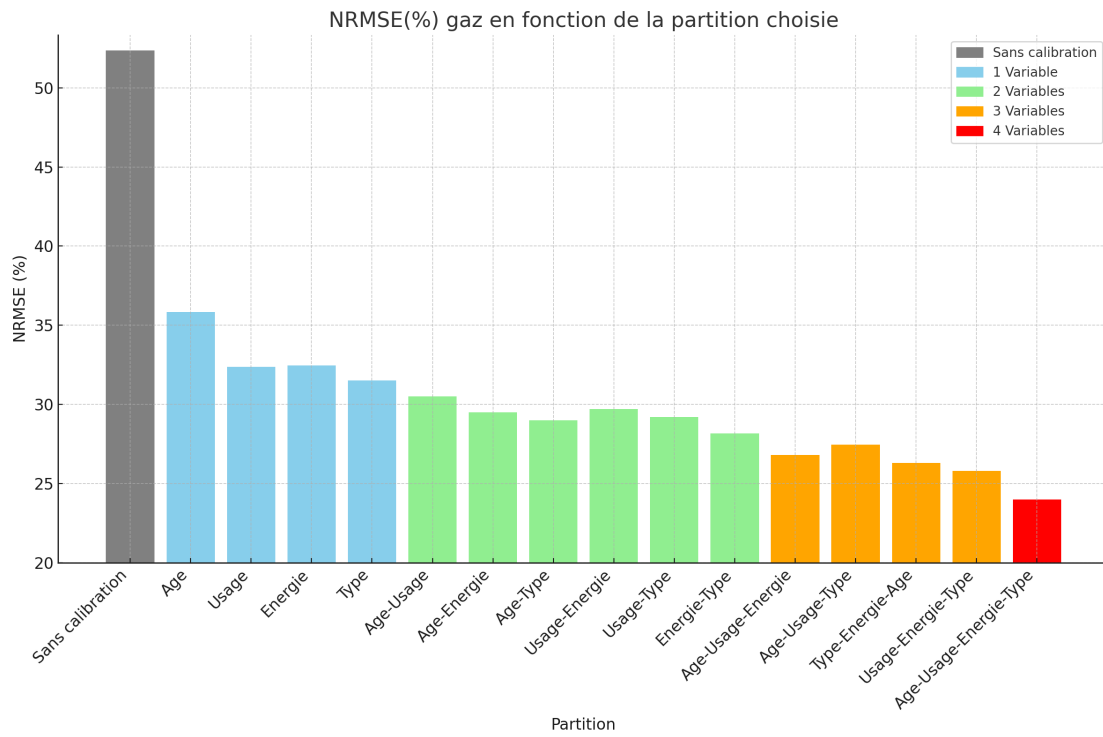


FIGURE 2.5 – NRMSE(%) pour le gaz en fonction de la partition choisie

De même avec 3 variables, le modèle réunissant les variables "Type", "Énergie de chauffage" et "Usage" est celui présentant la NRMSE la plus faible.

Le 4ème et dernier modèle correspond aux croisements des 4 variables et permet d'obtenir la NRMSE la plus faible pour l'électricité et pour le gaz.

C'est donc la partition globale $\mathcal{C} = \{\text{Type} \otimes \text{Energie de chauffage} \otimes \text{Année de construction} \otimes \text{Utilisation}\}$ contenant l'ensemble des paramètres qui sera utilisée comme c'est celle qui permet d'avoir la NRMSE la plus faible.

Cette étape est entièrement automatisée dans la méthode de calibration afin d'être refaite sur chaque nouvelle zone climatique tout en permettant de tenir compte ou non de l'ajout de variables explicatives externes.

Cette première étape de présentation des résultats a permis de montrer l'importance du choix de la partition dans les performances des résultats de la calibration. Les résultats globaux seront présentés dans la section suivante avec la prise en compte de variables explicatives externes (les variables sociologiques) et leurs influences sur la NRMSE du modèle de calibration.

Une discussion sur le nombre de coefficients de calibration nécessaire pour chaque partition et chaque modèle sera également réalisée. En effet, le nombre de paramètres de calibration rajoutés dans un modèle est une donnée importante pour un modélisateur afin d'appréhender la complexité de cette calibration. Plus le nombre de coefficients sera important et plus le résultat de la calibration sera délicat à mettre en oeuvre. Cette métrique importante sera discutée dans la prochaine section.

2.5 Résultats globaux et discussion

2.5.1 Retour sur modèles optimisés et nombre de coefficients

Nous présentons maintenant les résultats obtenus grâce à la méthode de calibrage complète développée dans la section 2.3.1. Cette méthode de calibration a permis de définir le modèle optimal à utiliser avec la valeur de l'hyperparamètre ρ et le coefficient lasso λ .

Influence du choix de modèle sur la NRMSE

Les Figures 2.6 et 2.7 présentent ces résultats pour une zone climatique spécifique d'étude, la zone climatique H1B (2.3) pour les consommations d'électricité et de gaz respectivement. Ces Figures montrent les résultats des meilleurs modèles créés pour l'électricité et le gaz. Ainsi, les modèles présentés sont ceux qui ont la plus faible NRMSE pour une partition contenant de 1 à 4 variables et pour l'utilisation ou non des variables explicatives.

Globalement, la méthode de calibration a permis de réduire la NRMSE initiale de 52% à 21% pour la consommation de gaz et de 24% à 13% pour la consommation d'électricité pour certaines valeurs spécifiques de ρ et de λ .

Le modèle optimal et la partition optimale associée (permettant d'obtenir la NRMSE minimale) sont trouvés pour chaque vecteur énergétique avec les valeurs du Tableau 2.5 de l'hyperparamètre ρ et de λ .

Paramètre ρ	Valeur	Lasso λ	Valeur
ρ_{gas}	325	λ_{gas}	0.2
ρ_{elec}	5186	λ_{elec}	0.1

 TABLE 2.5 – Valeurs de λ et ρ optimales pour la zone climatique H1B

Pour rappel, cela signifie que toutes les partitions contenant moins de 325 bâtiments (respectivement 5186 bâtiments) seront mises en commun dans une partition \mathcal{C}_ρ pour la comparaison aux DLE de gaz (respectivement d'électricité). Il y aura donc qu'un seul vecteur de coefficients de calibration pour cette partition.

La Figure 2.6 montre l'influence du processus de calibration pour l'électricité. Avant calibration, la NRMSE était de 24%. La réalisation de la méthode de calibration avec la partition $\mathcal{C} = \{\text{Type}\}$ permet de réduire de 2.5% environ la NRMSE. Le choix de la partition la plus complexe permet d'atteindre les 16%.

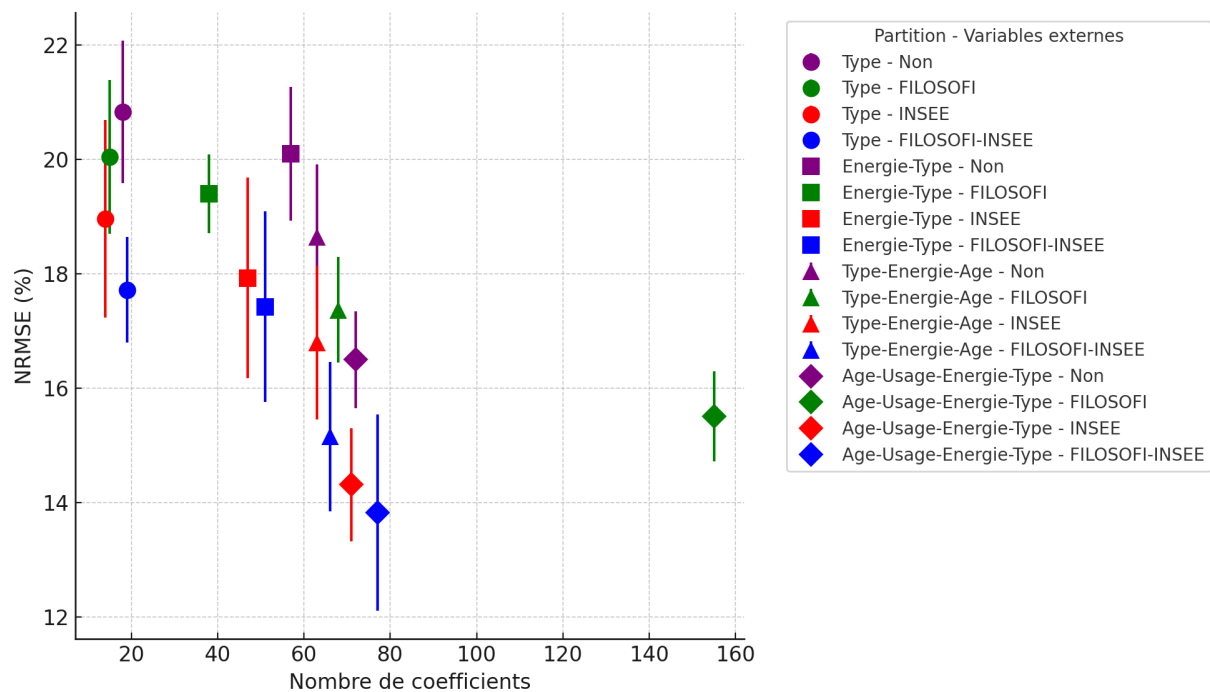


FIGURE 2.6 – Nombre de coefficients obtenu par la méthode lasso dans la calibration de la consommation électrique

Ces résultats ont pour objectif également de montrer l'influence des variables explicatives externes sur le résultat de la NRMSE. L'ajout de variables complémentaires contenant des informations sur les occupants a une influence importante et permet dans chaque cas d'améliorer l'erreur de post-calibration. Il apparaît également que l'âge des occupants (dans notre cas la présence ou l'absence de retraités dans la base INSEE) réduit davantage le NRMSE que le taux de pauvreté dans l'IRIS considérée (base FILOSOFI). L'utilisation de la base de données de l'INSEE permet d'améliorer le NRMSE de 2 % en moyenne, contrairement à la base de données FILOSOFI qui le réduit de 1% en moyenne. L'influence de ces paramètres

est comparable pour le gaz comme en témoigne la Figure 2.7.

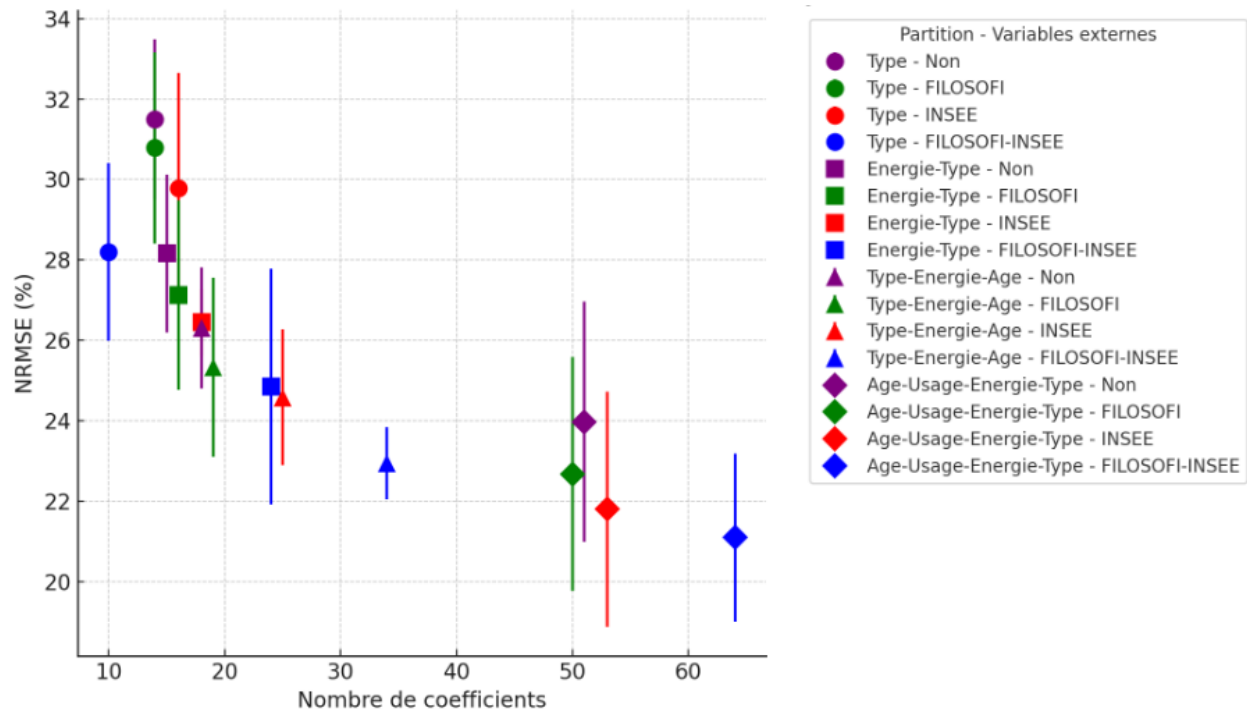


FIGURE 2.7 – Nombre de coefficients obtenu par la méthode lasso dans la calibration de la consommation de gaz

Les incertitudes sont dûes à l'utilisation de la méthode de validation croisée 10-fold. En effet, en réalisant ces tests 10 fois, 10 valeurs de NRMSE différentes sont obtenues. Cela permet d'avoir davantage confiance en l'utilisation de ces coefficients de calibration qui auront été entraînés et testés sur l'ensemble des typologies existantes du parc bâti.

Analyse du nombre de coefficients

Un résultat important est le nombre de coefficients nécessaires pour décrire le problème de calibration. En effet, comme nous pouvons le voir dans les Figures 2.6 et 2.7, les modèles avec une réduction NRMSE plus importante ont généralement davantage de coefficients correcteurs. Cependant, nous notons qu'il est possible d'optimiser le nombre de coefficients si la réduction de la NRMSE n'est pas la priorité absolue.

En effet, entre les modèles avec le moins et le plus de coefficients, une réduction de 6% de la NRMSE est observée (respectivement 7%) pour 10 fois moins de coefficients descriptifs (respectivement 6 fois moins) pour l'électricité (respectivement le gaz). Ainsi, il est possible de calibrer le modèle de consommation avec seulement 12 coefficients et d'obtenir un NRMSE final de 19 % pour la consommation d'électricité par exemple. De même, 10 coefficients peuvent suffire pour calibrer les consommations de gaz et atteindre 28% de NRMSE.

Dans ces travaux, l'objectif est de se rapprocher au mieux des consommations réelles disponibles. Le

modèle étant linéaire, avoir davantage de coefficients correcteurs ne sera pas problématique sur le temps de calcul global. Dans ce cadre, pour chaque zone climatique et chaque vecteur énergétique, **la partition permettant d'obtenir la NRMSE la plus faible a été retenue** soit $\mathcal{C} = \{\text{Type} \otimes \text{Énergie de chauffage} \otimes \text{Usage} \otimes \text{Age}\}$ ainsi que l'utilisation des variables externes FILOSOFI et INSEE. Cela revient à utiliser pour la zone climatique H1B, 76 coefficients pour l'électricité et 63 pour le gaz.

Ces coefficients seront explicités et présentés dans la section suivante.

2.5.2 Explicabilité des modifications apportées par les coefficients de calibration

Pour chaque segmentation considérée du parc bâti, des coefficients correcteurs seront appliqués à la consommation finale d'électricité ou de gaz pour l'augmenter ou la diminuer. L'analyse de ces coefficients est présentée dans la Figure 2.8 pour la zone climatique H1B et montre que peu de catégories de logements sont soumises à de réels changements de consommation.

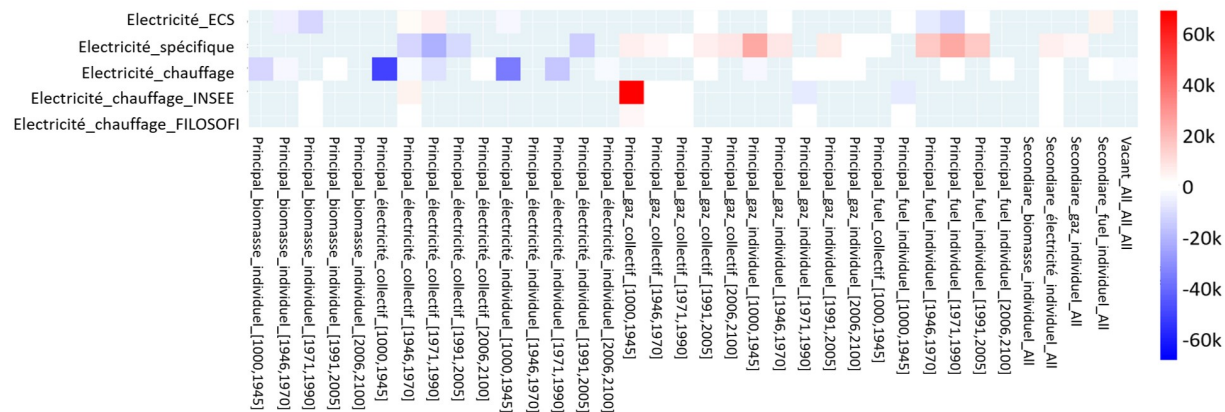


FIGURE 2.8 – Modification de la consommation (kWh) électrique induite par la calibration pour chaque catégorie

Les principaux changements de consommation se concentrent sur la consommation principale d'électricité pour le besoin de chauffage. Ainsi, les cases bleues foncées représentent une diminution forte de la consommation électrique principale pour les logements individuels ou collectifs construits avant 1945. De même les consommations spécifiques d'électricité sont abaissés pour les logements chauffés à l'électricité. Cela signifie que le modèle de simulation BuildingModel a tendance à surestimer ces consommations.

En revanche, pour les logements chauffés au gaz ou au fuel, l'influence est majoritairement sur les consommations spécifiques ou d'ECS utilisant l'électricité. Ces modifications entraînent une augmentation de ces consommations. Les coefficients correctifs du chauffage à l'électricité pour des bâtiments non chauffés à l'électricités ne sont pas dûes à une erreur. Cela représente une correction pour les consommations de chauffage secondaire.

Les analyses ci-dessus sous-entendent que les consommations spécifiques ou d'ECS dans les bâtiments chauffés à l'électricité ne sont pas identiques à celles avec un autre vecteur énergétique. Cela pourrait provenir de légères incohérences dans la méthode d'inférence ou d'une utilisation plus importante de

l'ECS et de l'électricité spécifique dans les logements chauffés au gaz. De même, les logements anciens ont un comportement qui n'est pas simulé correctement dans notre modèle puisque ce sont sur ces derniers que la correction est la plus forte pour les besoins de chauffage. Cela peut s'expliquer par les habitudes de chauffage des occupants de ces bâtiments plus anciens. Le modèle utilisé considère une température de consigne de 19°C dans tous les bâtiments. Or, pour ne pas trop chauffer et payer des factures importantes, les habitants de ces bâtiments chauffent probablement moins en moyenne que ceux des bâtiments plus récents. Cela semble se vérifier avec des coefficients correcteurs de baisse de consommation très peu présents pour les bâtiments récents.

2.5.3 Performance finale modèle calibré

La méthodologie développée dans les parties précédentes étant reproductible à l'identique pour les autres zones climatiques, l'étude ne sera pas analysée dans ce manuel.

Dans cette section, nous présenterons les résultats sous forme d'agrégats, regroupés par zone climatique. Le calibrage de tous les bâtiments résidentiels simulés en France réduit considérablement l'erreur globale et affine donc la simulation énergétique. La Figure 2.9 présente les résultats de la méthode de calibration pour chaque zone climatique avec son écart-type d'erreur. La réduction de la NRMSE est globalement similaire pour toutes les zones climatiques en ce qui concerne la consommation d'électricité et de gaz.

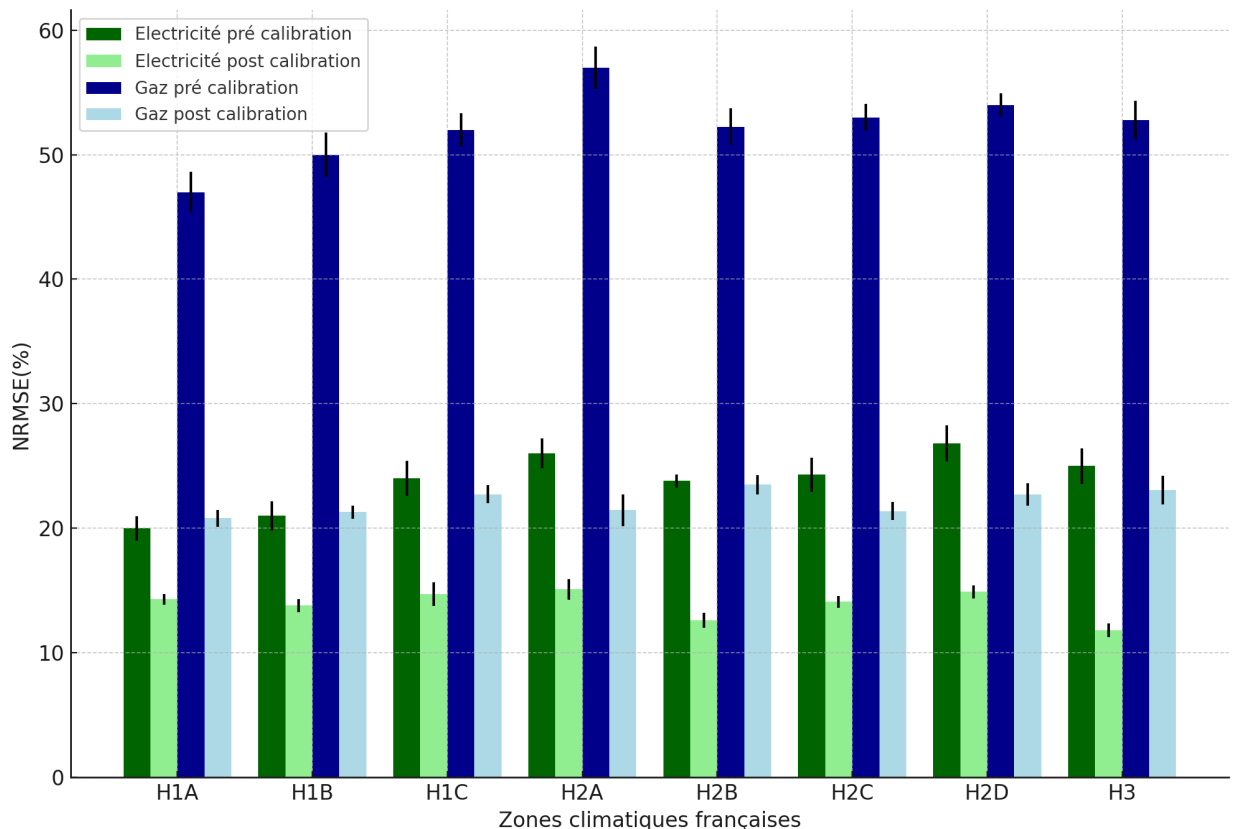


FIGURE 2.9 – NRMSE post calibration pour chaque zone climatique (voir Figure 2.3)

On peut toutefois remarquer une réduction plus importante de l'erreur pour l'électricité dans les zones climatiques H2A, H2D et H3 par rapport aux autres zones climatiques. Ces zones correspondent aux régions pour lesquelles la consommation d'électricité était surestimée (voir Figure 2.11a). Cela montre que la correction des consommations est propre à chaque zone climatique et que le modèle final permet d'atteindre des estimations de NRMSE proche de la moyenne des NRMSE (aux environs de 14%) dans chaque zone climatique.

Pour l'ensemble de la France, la Figure 2.10 montre le recentrage des simulations autour des données réelles de consommation d'électricité (en vert clair) et de gaz (en bleu clair). La calibration a eu un effet significatif en réduisant la dispersion des écarts pour les deux énergies, ce qui est visible par les pics plus élevés et les queues plus courtes dans les distributions post calibration.

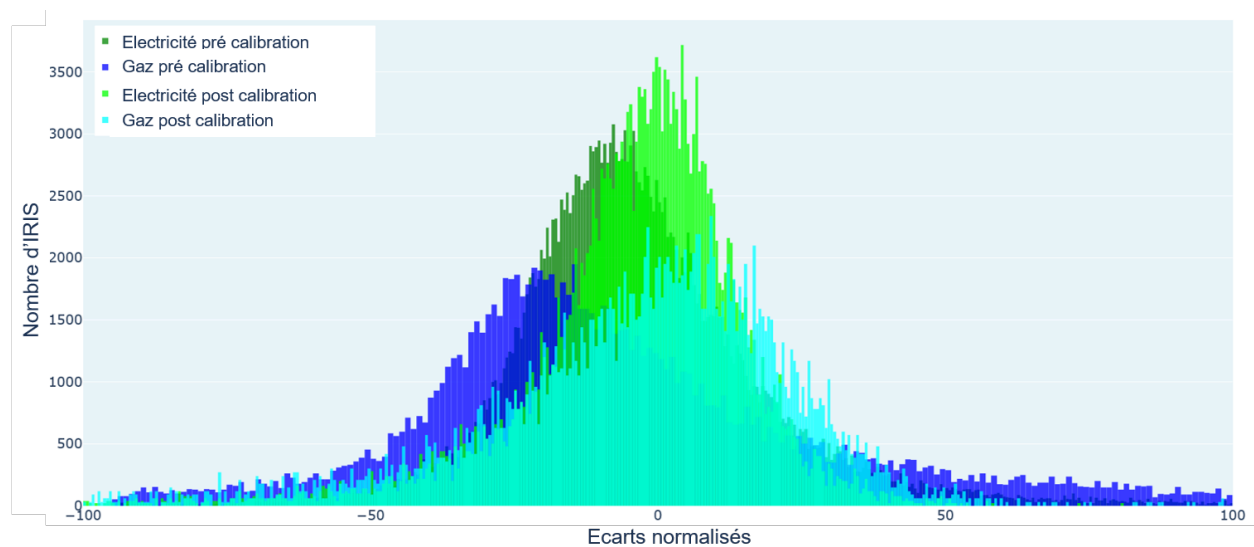
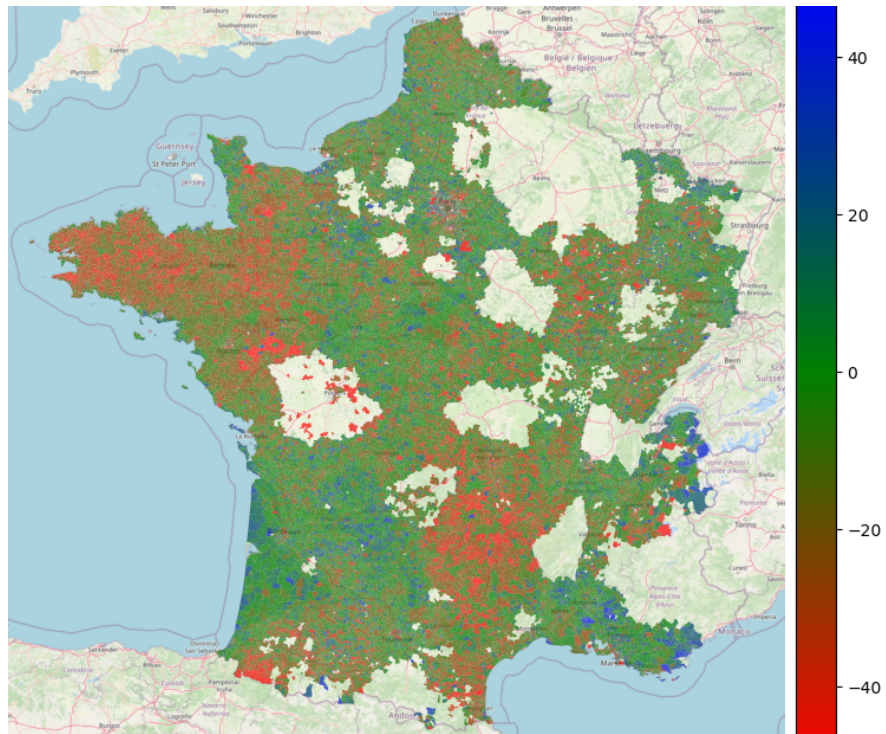


FIGURE 2.10 – Comparaison de l'erreur relative pre/post calibration

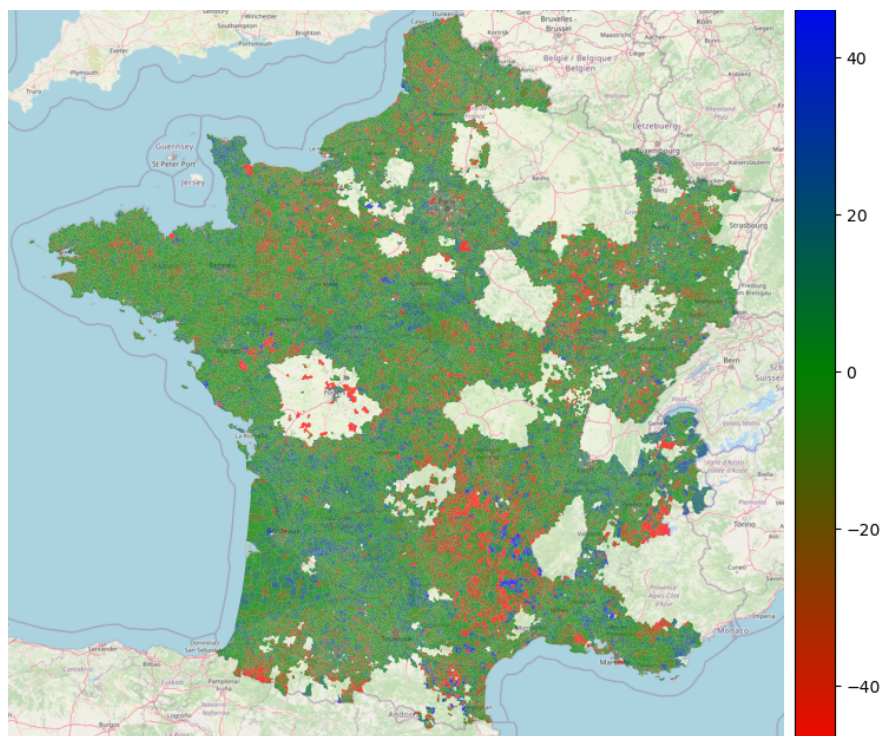
D'un point de vue géographique, on constate une nette amélioration de la prédiction de la consommation grâce au calibrage et une forte réduction des écarts de prédiction dans le nord-ouest et le centre de la France comme on peut l'observer sur la carte 2.11b.

Cette cartographie montre bien les résultats de la Figure 2.9 avec une réduction forte de l'erreur pour les zones climatiques H2A (Nord-ouest/Bretagne) et H3 (pourtour méditerranéen).

En revanche, on voit que dans la région du sud-centre de la France (Ardèche) qui était une zone fortement surestimée, le résultat post-calibration ne s'est pas rapproché grandement des consommations réelles comme dans d'autres régions de France. Cependant, certains IRIS sont maintenant sous-simulés en terme de consommation. Cela est peu visible sur les résultats par zone climatique car cette zone géographique est cheval sur les zones climatiques H2C, H2D et H3.



(a) Erreur électricité (%)



(b) Erreur électricité post calibration (%)

FIGURE 2.11 – Comparaison carte de France pre/post calibration

Toutefois, il est nécessaire de préciser les hypothèses de calibration utilisées dans cette méthode. En effet, les résultats mentionnés dans cette partie sont reliés aux hypothèses de construction de la méthode de calibration qui seront discutées dans la section suivante.

2.5.4 Hypothèses de calibration

Dans le but de rendre la méthode de calibration présentée dans ce chapitre plus robuste, certaines hypothèses ont été utilisées et la méthode pourrait en conséquent être améliorée. Ces différents choix modifie nécessairement les résultats finaux et nécessite d'être listé ici :

- Le modèle de calibration utilisé pourrait être amélioré en utilisant **d'autres méthodes scientifiques** présentées dans le Tableau 2.1. En effet, les réseaux de neurones pourraient certainement être utilisés. Cependant, comme l'étude menée ne suit pas un cadre statistique standard avec l'observation d'agrégats de résultats, cela complique l'utilisation d'autres méthodes.
- La description du parc immobilier résidentiel a été réalisée dans la méthode de calibrage (section 2.3.2) pour une partition obtenue selon une ou plusieurs variables. **Le choix de ces variables a été basé sur notre expertise et l'importance de ces données.** Cependant, il serait intéressant de tester d'autres variables telles que la surface des logements, la classe énergétique DPE, et de voir si elles conduisent à une amélioration de la méthode de calibration.
- Afin de calibrer ce modèle sur davantage de bâtiments du parc bâti français, cette étude pourrait être réalisée en considérant des opérateurs d'électricité ou de gaz locaux. Il serait alors nécessaire d'aller récupérer les données de consommation réelles auprès de chaque opérateur si elles sont accessibles et agrégées à l'échelle de l'Iris.
- L'une de ces variables explicatives est le type de système de chauffage. Celui-ci correspond au **système de chauffage principal** des logements mais ne représente pas la grande diversité des systèmes de chauffage présents dans les agglomérations aujourd'hui. En effet, de nombreuses maisons rurales ont 2 systèmes de chauffage (par exemple gaz + bois) mais ne peuvent être calibrées que pour le gaz et l'électricité avec cette méthode. En effet, les consommations pour les autres vecteurs énergétiques sont plus complexes à obtenir (pas en Open Access, multi-gérants des ressources, ...)
- D'autres variables sociologiques que le taux de retraite ou la pauvreté pourraient influencer les résultats comme indiqué dans 2.3.3. Cependant, on peut déjà noter que seuls quelques points de NRMSE ont été gagnés en utilisant ces variables considérées parmi les plus influentes pour la consommation d'énergie [83, 88]. Il est donc probable que l'ajout d'autres variables n'ait qu'un faible impact sur le résultat final.

Pour la suite des travaux de thèses et la rénovation des bâtiments, nous considérerons que le parc immobilier actuel couvre suffisamment de configurations pour utiliser les coefficients obtenus pour le parc actuel sur les nouvelles solutions de rénovation. Afin de se passer de cette hypothèse, un modèle de calibration permettant de modifier les paramètres physiques d'entrée serait un développement futur souhaitable.

2.6 Conclusion du chapitre

Cette méthode de calibration présentée dans ce chapitre a fait l'objet d'une revue par les pairs ainsi que d'une publication dans "Energy & Buildings" (IF : 6.7; CiteScore : 11.8) en aout 2023 [89].

Ce chapitre a permis de répondre aux problématiques posées dans la partie 2.2. En effet, il est donc possible de développer un modèle statistique capable de calibrer le modèle de simulation choisi au chapitre 1. Cette calibration a été effectuée pour différentes segmentations du parc bâti et les meilleurs modèles ont été retenus à chaque fois. Ce chapitre s'est également intéressé à l'influence de paramètres extérieurs au modèle de calibration et de simulation comme les données sociologiques d'une part ou le nombre de coefficients de calibration d'autre part. On peut maintenant considérer le parc bâti post-simulation et calibration comme représentant correctement le parc bâti actuel pour les consommations énergétiques.

Ce rapprochement aux données réelles va permettre de réaliser des scénarios de rénovation du parc bâti actuel. Ces scénarios seront alors basés sur des données de consommations énergétiques au plus proches de la réalité et verront donc leur pertinence accrue. Ces scénarios de rénovation ont pour objectif d'identifier les bâtiments à rénover sur un territoire afin d'atteindre les objectifs environnementaux et énergétiques explicités en introduction . La méthodologie d'optimisation développée afin de créer ces scénarios est explicitée dans le chapitre 3.

Chapitre 3

Optimisation

Table des matières

3.1	Revue de littérature	73
3.1.1	Focus sur les modèles d'optimisation	74
3.1.2	Focus sur l'optimisation temporelle pour décrire un scénario de rénovation	78
3.1.3	Focus sur le territoire français : revue des modèles existants	80
3.2	Contribution du chapitre	81
3.3	Description du modèle d'optimisation SHAPE	81
3.3.1	Revue du modèle d'optimisation	81
3.3.2	Revue de l'algorithme d'optimisation	83
3.4	Bases de données utilisées dans la modélisation	84
3.4.1	Gestes de rénovation	84
3.4.2	Aides financières	86
3.4.3	Données prospectives énergies : prix et facteurs d'émissions	89
3.5	Développement de trajectoires de rénovations	91
3.5.1	Création de l'arbre de trajectoire	91
3.5.2	Principales équations et leurs modifications	93
3.5.3	Fonction objectif	97
3.5.4	Apports de l'optimisation temporelle sur les contraintes de l'optimiseur	97
3.6	Choix des règles métiers	99
3.7	Résultats	101
3.7.1	Définition de l'étude de cas	101
3.7.2	Analyse des changements du parc immobilier	103
3.7.3	Analyse des paramètres économiques et des paquets de rénovation	108
3.8	Discussion	112
3.8.1	Hypothèses sur les solutions de rénovation	112
3.8.2	Hypothèses de simulation	112
3.8.3	Hypothèses d'optimisation	113
3.9	Conclusion du chapitre	114

Introduction

Afin de contribuer à la massification de la rénovation des bâtiments, et plus particulièrement du parc bâti résidentiel, les collectivités territoriales ou gestionnaires de parcs immobiliers ont besoin de modèles d'aide à la décision. Ces modèles doivent permettre de définir des stratégies de rénovation pour un parc bâti français, tout en respectant des contraintes environnementales, économiques et énergétiques à l'échelle macroscopique. Ce chapitre décrit une approche méthodologique pour concevoir des stratégies de rénovation, en s'appuyant sur un modèle *Mixed-integer linear programming* (MILP), une des nombreuses méthodes d'optimisation disponibles. (voir 3.1.1). Ce modèle d'optimisation est connecté au modèle de simulation énergétique présenté et calibré dans le chapitre précédent.

Le chapitre précédent a permis d'aligner les consommations simulées par le modèle avec les données réelles de consommation à l'échelle de l'IRIS. Cette étape essentielle, pour améliorer la compréhension et la performance du modèle de simulation énergétique après sa calibration, va désormais servir à identifier de façon plus précise les mesures d'économie d'énergie via des rénovations énergétiques.

Cette section présente un outil d'aide à la prescription et à la quantification de gisements d'énergie et de carbone, ainsi qu'à la planification à l'aide de budgets annuels ou pluriannuels. L'originalité de la méthode d'optimisation décrite dans ce chapitre réside dans la planification des rénovations au niveau territorial, avec une résolution au bâtiment, pour différentes années d'une période d'optimisation. Elle aide également les autorités locales à sélectionner des mesures efficaces pour améliorer la performance environnementale de leur parc immobilier. La méthode se concentre sur la création de trajectoires de rénovation énergétique pour un parc immobilier, en envisageant trois options principales de rénovation : l'amélioration de l'isolation, des systèmes de chauffage, et des systèmes de production d'ECS.

Une attention particulière est accordée aux données utilisées dans cette étude, qui proviennent toutes de l'Open Data ou sont décrites dans ce manuscrit, rendant ainsi ces informations accessibles à la communauté scientifique. Grâce à cette méthode et à ce modèle, il est possible de simuler et d'optimiser l'ensemble des bâtiments du parc bâti français pour atteindre des objectifs macroscopiques. Pour des raisons de temps de calcul et de contraintes de mémoire, les travaux présentés dans ce chapitre se concentreront sur plusieurs milliers de bâtiments, soit une dizaine d'Iris.

3.1 Revue de littérature

Les méthodologies Bottom-Up 1.2.2, basées sur les principes fondamentaux de la physique, sont particulièrement adaptées à la modélisation des besoins de chauffage. Elles conviennent donc bien à la simulation des technologies intégrées d'offre et de demande d'énergie. Cette adéquation explique leur prévalence dans les modèles énergétiques des bâtiments urbains (UBEM) [90]. Des travaux récents, tels que ceux de Camporeale et al. (2017) et Son et al. (2018) [91, 92], illustrent cette tendance. Ils intègrent des simulations de demande d'énergie dans de l'optimisation de rénovation de l'enveloppe du bâtiment avec des objectifs multiples, couvrant des aspects comme l'efficacité énergétique, la rentabilité et l'impact environnemental. Néanmoins, en raison de la complexité inhérente à ces modèles intégrés, ils se concentrent souvent sur un ou quelques bâtiments spécifiques.

Ces recherches mettent en évidence le défi posé par les modèles complexes de demande d'énergie, qu'ils soient basés sur des simulations dynamiques ou des modèles non linéaires, notamment lorsqu'ils sont

appliqués à l’optimisation des rénovations de bâtiments individuels [93]. Lorsque ces modèles sont étendus pour englober de plus grands territoires et considérer une hétérogénéité de bâtiments, les exigences en matière de données et de calcul deviennent considérables [94]. En effet, la combinatoire et le temps de calcul unitaire pose de gros problème à la Simulation Thermique Dynamique (STD) classique à l’échelle urbaine ou supra-urbaine (temps de calcul trop long ou *Out-Of-Memory*) et la granularité de la donnée d’entrée disponible n’est pas compatible avec des modèles de STD. Ainsi, dans la modélisation de la demande énergétique des bâtiments à l’échelle urbaine, il devient impératif de simplifier la complexité du problème, en particulier pour les projets de rénovation qui comprennent de nombreuses variables décisionnelles [92]. Pour surmonter cette contrainte, cette étude utilise un modèle de simulation linéaire calibré sur des données de consommation réelles et disponibles en Open Data [89]. Ce modèle est celui qui a été présenté et calibré dans les chapitres 1 et 2.

Une approche pour aborder cette complexité est l’optimisation basée sur des scénarios, une méthodologie permettant d’explorer divers scénarios de rénovation dans un cadre de calcul maîtrisé (1h pour 1 000 bâtiments, 10h pour 10 000 bâtiments) [95, 96]. Cette méthode a gagné en importance en raison de sa capacité à gérer efficacement la combinatoire des possibilités de rénovation, tout en prenant en compte divers objectifs et contraintes. Elle offre aux décideurs un outil précieux pour évaluer et sélectionner des stratégies de rénovation alignées sur leurs objectifs de réduction des émissions de GES.

Cette revue de littérature a pour objectif de présenter les points suivants :

- Une analyse de différents modèles d’optimisation existants et leur application dans le secteur du bâtiment résidentiel, discutée en section 3.1.1.
- Un état de l’art des modèles permettant l’optimisation temporelle pour la planification des stratégies de rénovation, abordé en partie 3.1.2.
- Une synthèse des modèles actuellement utilisés en France, présentée en section 3.1.3, pour démontrer la pertinence et la valeur ajoutée de l’étude proposée ici.

3.1.1 Focus sur les modèles d’optimisation

La planification de rénovations énergétiques de bâtiments est un élément crucial dans les efforts pour atténuer l’impact de la crise environnementale. Pour opérer un changement significatif, le développement de stratégies efficaces, adaptées aux spécificités de chaque parc immobilier et de chaque communauté, est essentiel. Les modèles d’optimisation qui intègrent les simulations énergétiques aux solutions de rénovation se sont avérés être une approche prometteuse pour atteindre cet objectif [97–99].

Revue des différentes méthodes d’optimisation

Dans la revue de littérature, plusieurs modèles d’optimisation sont identifiés : déterministe, énumératif, stochastique, et heuristique [100, 101]. Ces catégories de modèles d’optimisation sont détaillées dans le Tableau 3.1 page suivante.

Catégorie	Méthode	Description	Exemple d'utilisation
Optimisations déterministes	Diverses méthodes (recherche exhaustive, méthodes de décomposition, ...)	Applicables aux espaces de recherche finis ou infinis mais discrétisés. Évaluent la fonction objectif pour chaque point de l'espace de recherche. Simples mais pas adaptées aux grands problèmes, coûteuses en temps de calcul.	[102]
	Exploration directe	Optimisation sans dérivées, dépend du gradient de la fonction-objectif. Exemple : Méthode du SIMPLEXE pour la programmation linéaire. ¹	[103]
	Exploration combinatoire	Se concentre sur la recherche de la meilleure combinaison parmi un ensemble fini d'éléments. Utilisée pour résoudre des problèmes discrets comme les problèmes de graphes, les algorithmes sur les permutations, etc.	[49]
Optimisations stochastiques	Exploration indirecte	Atteignent des extrema locaux en résolvant des systèmes d'équations obtenus par annulation du vecteur gradient.	[104]
	Algorithmes génétiques	Basés sur la sélection naturelle de Darwin. Utilisent des opérateurs génétiques (mutations, croisements). Temps de calcul souvent long.	[105]
	Essaims particuliers	Inspirée du comportement d'essaim d'abeilles. Ensemble de particules avec position et vitesse, cherchant à maximiser une fonction.	[106]
Optimisations heuristiques	Autres méthodes	Inclut le recuit simulé, la recherche tabou, les colonies de fourmis, etc. Diverses approches pour des problèmes spécifiques.	[107]
	Diverses approches (règles de pouce, approximation et simplification)	Basées sur des principes pratiques pour guider la recherche de solutions. Efficaces pour obtenir des solutions suffisamment bonnes en un temps raisonnable, surtout dans les problèmes complexes ou NP-difficiles. Non garanties pour trouver la solution optimale mais souvent plus rapides et flexibles que les méthodes exactes.	[108]

TABLE 3.1 – Description des principales méthodes d'optimisation existantes

1. https://fr.wikipedia.org/wiki/Algorithme_du_simplexe

Optimisation sous contraintes

La majorité des problèmes d'optimisation nécessitent de respecter diverses contraintes, qu'elles soient économiques, dictées par des principes physiques ou liées à des incompatibilités. On parle alors de problèmes d'optimisation sous contraintes.

Voici les techniques les plus couramment utilisées pour gérer les contraintes dans la résolution de problèmes d'optimisation :

- **Fonction de Pénalité** : Cette approche consiste à ajouter un terme pénalisant à la fonction objectif à minimiser. Ce terme augmente la valeur de la fonction objectif pour les solutions non admissibles, rendant ainsi ces solutions moins attrayantes pour l'algorithme d'optimisation.
- **Algorithme de Peine de Mort** : Dans cette méthode, une valeur extrêmement défavorable (comme l'infini) est attribuée aux solutions qui violent les contraintes. Cela garantit que ces solutions soient rapidement évitées ou éliminées au cours du processus d'optimisation.
- **Méthode des Multiplicateurs de Lagrange** : Cette technique transforme un problème d'optimisation avec contraintes en un problème sans contrainte. Elle introduit des variables supplémentaires, les multiplicateurs de Lagrange, pour chaque contrainte. La fonction objectif est reformulée pour intégrer ces multiplicateurs, permettant ainsi une optimisation plus directe.

Présentation de la méthode d'optimisation retenue

Dans le cadre de ces travaux, une approche déterministe basée sur l'exploration **combinatoire** sera adoptée. La méthode utilisée précédemment était un modèle de type *sac à dos*, permettant de déterminer la meilleure combinaison de mesures de rénovation pour un ensemble de parcs bâtis. Ce problème d'optimisation combinatoire a été formulé comme un **problème MILP (Mixed Integer Linear Programming)** dans les travaux d'Antoine Rogeau [49].

L'utilisation de techniques de programmation MILP dans l'optimisation de la rénovation des bâtiments a gagné en popularité, notamment en raison de la capacité de cette méthode à gérer simultanément des variables de décision discrètes et continues [109, 110]. Cette polyvalence permet de formuler des modèles d'optimisation complets, capables de relever les défis complexes liés à la rénovation [111]. Le MILP offre aux décideurs la possibilité d'optimiser les stratégies de rénovation en tenant compte d'un large éventail de variables, de contraintes et d'objectifs [112].

Pour gérer les contraintes dans un problème d'optimisation concernant la rénovation de bâtiments (réduction obligatoire des émissions de GES, restrictions sur certaines mesures de rénovation, etc.), la méthode de la **peine de mort** est utilisée dans cette étude. Cette approche permet d'exclure immédiatement les solutions qui ne correspondent pas aux critères du problème d'optimisation.

Utilisation des méthodes d'optimisation pour la rénovation des bâtiments

De nombreuses études ont mis au point des modèles d'optimisation pour appuyer la rénovation des bâtiments. Ces modèles se concentrent généralement sur l'optimisation énergétique du parc immobilier à l'échelle territoriale, se limitant souvent à un ou quelques bâtiments [113–115]. Ils intègrent des modèles de simulation permettant d'évaluer les performances énergétiques et d'identifier les mesures d'écono-

mie d'énergie [49, 109]. Par exemple, le modèle de simulation EnergyPlus a été couplé avec des algorithmes d'optimisation [116] pour concevoir des stratégies de rénovation visant à minimiser la consommation d'énergie tout en répondant à différentes contraintes, comme le coût et le confort thermique. Un atout majeur de la combinaison des modèles d'optimisation et des modèles de simulation est leur capacité à repérer des solutions de rénovation à la fois financièrement viables et écologiquement pertinentes [117]. Par exemple, une étude [118] examine des solutions optimales en termes de coût et des stratégies minimisant les émissions annuelles de GES pour des bâtiments multi-résidentiels à l'échelle européenne. Ces analyses se basent sur des données caractéristiques du parc bâti européen et sont menées à l'échelle du bâtiment.

Malgré leur potentiel, les modèles d'optimisation pour la rénovation des bâtiments présentent certaines limites [119]. Le principal défi réside dans la complexité du processus d'optimisation, qui exige la prise en compte de multiples facteurs [96, 120], tels que les caractéristiques des bâtiments, les conditions météorologiques et le comportement des occupants, tout en maintenant un temps de calcul raisonnable. Le défi de ces modèles d'optimisation réside donc dans la gestion d'un problème combinatoire qui croît de manière exponentiel avec le nombre de gestes à simuler, le nombre de bâtiments, et les autres paramètres externes (par exemple les analyses de sensibilités).

Pour surmonter ces limites, certaines études se tournent vers des modèles d'apprentissage automatique afin de prédire les caractéristiques des bâtiments et les solutions de rénovation [121]. En Suisse, une recherche notable [122] a réussi à identifier des solutions de rénovation optimales pour l'ensemble des bâtiments résidentiels suisses en utilisant un nombre restreint de paramètres d'entrée par l'emploi d'archétypes. Cette optimisation est réalisée à l'échelle individuelle de chaque bâtiment plutôt que dans l'objectif de respecter un critère principal au niveau territorial. Toujours en Suisse, le modèle MANGoret [45] offre une approche d'optimisation basée sur des archétypes et examine les stratégies de rénovation pour les bâtiments résidentiels et commerciaux. L'atout de ce modèle réside dans sa capacité à proposer et à analyser l'impact des solutions de rénovation sur des bâtiments spécifiques face au changement climatique.

Jusqu'à présent, peu d'études ont combiné des modèles d'optimisation pour prescrire des solutions à l'échelle du territoire (ou d'un parc de bâtiments) en vue de discuter des objectifs de politique territoriale ou nationale.

Modèle d'optimisation actuel et limites

Le modèle présenté dans ces travaux s'appuie, en partie, sur le modèle MILP développé dans [49], associé à un modèle de consommation d'énergie calibré [89]. L'objectif est d'optimiser les solutions de rénovation concernant le système de chauffage, la production d'eau chaude sanitaire (ECS), la ventilation et l'enveloppe de chaque bâtiment du parc, tout en respectant une contrainte globale pour l'ensemble du parc.

Cependant, le modèle développé dans [49] ne tient pas compte de l'aspect temporel des solutions de rénovation. Ainsi, toutes les rénovations sont considérées comme étant réalisées simultanément au début de la période d'étude, ce qui surestime l'impact bénéfique des rénovations. De plus, certains paramètres

tels que les variations des prix de l'énergie, les facteurs d'émission et le progrès technologique n'étant pas intégrés, ils rendent les résultats moins pertinents. Il est donc nécessaire de revoir le modèle pour inclure ces aspects.

3.1.2 Focus sur l'optimisation temporelle pour décrire un scénario de rénovation

Les approches d'optimisation temporelle dans la rénovation des bâtiments visent à planifier les actions de rénovation sur une période donnée, tout en tenant compte de divers facteurs dynamiques. Ces facteurs incluent le vieillissement des composants du bâtiment, les changements dans les modèles d'occupation, les fluctuations des conditions météorologiques, les variations des prix de l'énergie et l'amélioration de l'efficacité des technologies innovantes [123]. En intégrant ces aspects dynamiques, les modèles d'optimisation temporelle proposent une méthode systématique pour planifier et séquencer les interventions de rénovation de manière stratégique. Comme le souligne Fan et al. (2018) [96], cette approche proactive cherche à maximiser les économies d'énergie et à optimiser l'utilisation des ressources. Cela correspond aussi à l'adéquation avec les Plans Pluriannuels de Travaux chez certains bailleurs et gestionnaires de patrimoine.

Dans le contexte de l'optimisation de la rénovation énergétique des bâtiments, divers modèles énergétiques ont été utilisés pour fournir une analyse détaillée de l'intégration des stratégies de rénovation au sein du système énergétique global. Ces modèles permettent d'évaluer l'impact des initiatives de rénovation sur le système énergétique dans son ensemble et de faciliter l'analyse de scénarios incluant à la fois les décisions de rénovation au niveau des bâtiments individuels et la planification à l'échelle des systèmes énergétiques comme, par exemple, analyser les pics de puissance électrique sur un réseau de quartier.

Une synthèse des principaux modèles d'optimisation utilisés pour étudier les trajectoires de rénovation est présentée dans le Tableau 3.2. Ces modèles offrent des outils d'aide à la décision essentiels pour évaluer l'impact des stratégies de rénovation des bâtiments. Leur portée s'étend au-delà des bâtiments individuels, permettant aux décideurs d'optimiser les actions de rénovation en prenant en compte la dynamique des systèmes énergétiques, les objectifs politiques et les enjeux de durabilité à long terme. Cependant, ces modèles présentent certaines limites. Par exemple, il semble que peu de modèles aient validé la consommation d'énergie simulée à l'aide de données réelles. La complexité intrinsèque de ces modèles peut conduire à un accroissement significatif du temps de calcul et des besoins en mémoire, un problème qui devient particulièrement critique lorsqu'il s'agit de gérer un grand nombre de bâtiments, disons plus de 10 000, ou dans le cadre de planifications à long terme.

L'approche adoptée dans le présent travail consiste à envisager une interaction globale entre les bâtiments d'un territoire et les politiques publiques correspondantes, tout en tenant compte des facteurs socio-économiques propres à chaque zone simulée. La disponibilité, la précision des données et les incertitudes potentielles ajoutent une couche de complexité dans le développement de modèles de rénovation précis. Après avoir réalisé une revue de la littérature sur les principales méthodes existantes d'optimisation temporelle, la section suivante se concentre spécifiquement sur les modèles de planification des stratégies de rénovation en France.

Modèles	Description	Utilisation dans la Rénovation de Bâtiments	Avantages	Défis
TIMES-MARKAL [124]	Plateforme de modélisation des systèmes énergétiques	Évaluation de l'impact des actions de rénovation sur le système énergétique	Optimisation dans un contexte énergétique global	Complexité et surcoût de calcul pour de grands ensembles de bâtiments
LEAP [125]	Plateforme pour l'analyse des politiques énergétiques et le développement de scénarios	Analyse énergétique des bâtiments dans le cadre de planification énergétique	Intègre des facteurs socio-économiques et environnementaux	Nécessite des données détaillées et complexes, rendant difficile la modélisation précise des impacts des rénovations.
BeMS (Building Energy Management System) [126]	Gestion et optimisation de l'énergie des bâtiments	Évaluation dynamique des gestes de rénovation	Intégration de données en temps réel pour des prédictions précises	Dépendance aux données en temps réel et aux systèmes de gestion des bâtiments
URBANopt [127]	Modélisation énergétique à l'échelle de la ville	Intégration des stratégies de rénovation dans la planification urbaine	Utilisation de caractéristiques du stock de bâtiments et de systèmes d'approvisionnement énergétique.	Complexité dans l'intégration avec des objectifs énergétiques urbains variés
Approche Globale (proposée dans cet article)	Interaction entre les bâtiments d'un territoire et les politiques publiques	Prise en compte des facteurs socio-économiques spécifiques	Validation sur des données réelles	Obtenir des données pour chaque territoire afin de définir des objectifs propres pour chaque optimisation

TABLE 3.2 – Synthèse des principaux modèles d'optimisation temporelle

3.1.3 Focus sur le territoire français : revue des modèles existants

Depuis juillet 2023, la France a mis en place une planification écologique et énergétique² pour accélérer la transition environnementale. Cette initiative nationale devrait stimuler le développement de nouveaux outils d'aide à la décision.

Cependant, la problématique de la rénovation énergétique des bâtiments est depuis longtemps une préoccupation pour certaines collectivités. L'ADEME, dans un rapport de 2016 [128], recense plus de 170 outils de modélisation territoriale.

Nous nous concentrerons ici sur les modèles liés au secteur du bâtiment et applicables en France :

- **Energie-Demain** a développé SITERRE et CASBÂ³, deux modèles connectés permettant d'estimer la performance énergétique des biens privés et de proposer des travaux de rénovation, en estimant les gains environnementaux associés. Les données sont présentées aux territoires sous forme de cartes.
- U.R.B.S, valorisant la recherche de l'École des Mines de Saint-Étienne, déploie l'**ONB**⁴ (Observatoire National des Bâtiments). L'ONB est alimenté par la base de données IMOPE qui caractérise l'ensemble du parc de bâtiments français sur ses dimensions techniques, énergétiques, sociologiques et économiques. Dans l'ONB les données des DPE sont issues de l'open data et sont complétés (pour les bâtiments non diagnostiqués) par des simulations issues d'algorithmes de Machine-Learning. IMOPE et l'ONB visent à accompagner les territoires dans leurs transitions énergétiques, climatiques et sociales.
- **Terristory**⁵, développé par AURAE, est un outil pédagogique utilisé dans plusieurs régions françaises. Bien que non spécifiquement centré sur le secteur du bâtiment, il devrait intégrer des données de consommation énergétique prochainement.
- Le CSTB développe **GORENOVE**⁶, un projet visant à simuler la consommation énergétique et le potentiel de rénovation des 22 millions de bâtiments métropolitains, s'appuyant sur la Base de Données Nationale de Bâtiments (BDNB). Ce projet prédit les entrées des DPE grâce à du Machine Learning pour les bâtiments qui n'ont pas ces informations. Un calcul physique type 3CL est réalisé, ce qui permet de simuler les combinaisons de gestes de rénovations, par bâtiment, ou sur un parc de bâtiment.

Toutefois, bien que ces modèles offrent un aperçu précis du parc bâti, ils ne proposent pas de scénarios de rénovation ni d'optimisation temporelle, comme évoqué dans la section 3.2.

Ainsi, la planification écologique à l'échelle territoriale reste un défi complexe. Un modèle capable d'adresser ces aspects sur le territoire français serait donc précieux. Ce chapitre détaille un modèle de planification prospective pouvant s'intégrer avec au moins trois outils existants : ONB, SITERRE et GORENOVE et différentes bases de données descriptives des bâtiments (BDNB, IMOPE, Open data, ...).

2. <https://www.ecologie.gouv.fr/planification-ecologique-plan-action-accelerer-transition-ecologique>

3. <https://energies-demain.com/siterre-casba/>

4. <https://www.urbs.fr/onb/>

5. <https://terristory.fr/>

6. <https://www.bdnb.eu/services/gorenove/>

3.2 Contribution du chapitre

La question de recherche qui émerge de cette revue de littérature est la suivante :

Comment tenir compte des enjeux spécifiques à chaque territoire pour proposer des prescriptions de rénovation, par bâtiment, adaptées aux contraintes physiques et réglementaires de terrains ?

En tenant compte de l'état actuel des recherches en France et des forces et des faiblesses identifiées dans la littérature, les contributions de ce chapitre à la problématique scientifique sont les suivantes :

- Utilisation d'un modèle de simulation énergétique linéaire Bottom-Up, basé sur des données détaillées des bâtiments et des données de consommation énergétique [89].
- Mise en œuvre d'une optimisation multi-étapes pour généraliser la méthode de *sac à dos* développée dans [49], en vue d'optimiser la séquence des travaux de rénovation des bâtiments.
- Élaboration d'une stratégie pour simplifier les arbres de décision, s'appuyant sur la combinatoire théorique de l'ensemble des solutions de rénovation.
- Apport concret pour les décideurs, en mettant en lumière les contraintes physiques de rénovation.

3.3 Description du modèle d'optimisation SHAPE

3.3.1 Revue du modèle d'optimisation

La Figure 3.3 illustre la méthode proposée, mettant en évidence toutes les informations nécessaires à la résolution du problème d'optimisation. Cette représentation sous forme de blocs vise à montrer les différentes bases de données intégrées dans l'optimisation ainsi que les principales contraintes applicables. SHAPE est un modèle d'optimisation linéaire basé sur le problème du sac à dos (*Knapsack Problem*), élaboré sous Pyomo⁷, un langage de modélisation d'optimisation en Python. La description et la calibration du modèle énergétique sont détaillées dans [89] et dans les chapitres 1 et 2.

La liste des paramètres pouvant être utilisés comme objectifs ou contraintes dans le modèle est présentée dans le Tableau 3.3 de la section suivante.

Dans la Figure 3.3, les éléments issus de la thèse d'Antoine Rogeau [14] comprennent :

- La base des solutions de rénovation
- L'algorithme d'optimisation
- Les règles métiers et la définition des contraintes

L'algorithme d'optimisation sera amélioré pour ajouter une dimension temporelle, rendant les solutions de rénovation plus précises. Le modèle inclut un composant "Evolution du parc bâti" qui permet de prendre en compte la construction et la démolition de bâtiments. Ce composant, utilisé dans un projet interne au CSTB, est utile pour les parcs bâtis qui changent rapidement (notamment les bailleurs privés). Cette brique ne sera pas abordée dans les cas d'étude présentée dans ce manuscrit.

7. <https://www.pyomo.org/>

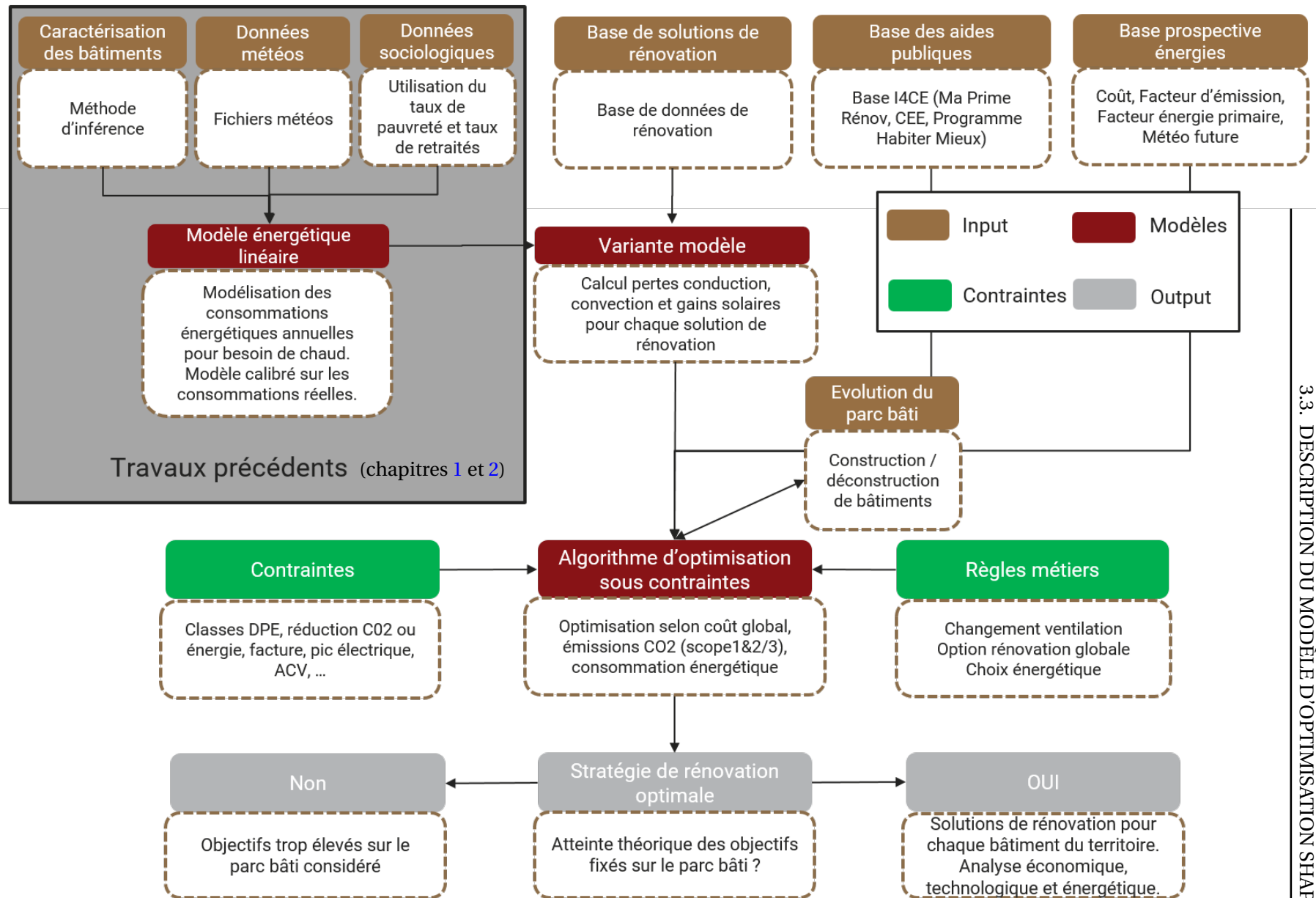


FIGURE 3.1 – Modèle Shape

3.3.2 Revue de l'algorithme d'optimisation

Le modèle SHAPE optimise la rénovation de l'ensemble du parc de bâtiments selon la variable O , qui représente une gamme de paramètres physiques et économiques. Plusieurs sous-métriques optimisées, O_{all} , dérivent des principales et sont décrites ci-dessous dans le Tableau 3.3.

Métriques	Sous-métriques	Utilisation	Description
O_{GHG}	O_{GHG_12} O_{GHG_123} O_{GHG_DPE}	Optimisation ou contraintes	Émissions de GES opérationnelles Émissions opérationnelles & indirectes de GES Émissions DPE
O_{NPC}	O_{NPC} O_{Inv} $O_{Billings}$	Optimisation ou contraintes	Coût actuel net Investissement dans les solutions de rénovation Facturations pour l'utilisation du bâtiment
O_{EC}	O_{EC} O_{EC_DPE}	Optimisation ou contraintes	Consommation d'énergie Consommation DPE
O_{PE}	O_{PE}	Contraintes	Pic électrique
O_{classe_DPE}	O_{class_DPE}	Contraintes	Objectif minimum de classe DPE
O_{nb_reno}	O_{nb_reno}	Contraintes	Nombre de rénovations réalisables par type

TABLE 3.3 – Métriques O_{all} optimisables ou contraintes

Dans le cadre de l'utilisation du modèle, il n'est pas nécessaire de sélectionner et instancier chacune de ces variables-objectifs. Au minimum, une variable-objectif est nécessaire.

Dans de nombreuses études antérieures, l'optimisation de la rénovation a été réalisée en utilisant des variables de décision binaires pour représenter la mise en œuvre d'interventions, soit du côté de la demande, soit du côté de l'offre, comme documenté dans [129, 130]. Ces variables binaires indiquent si une solution de rénovation spécifique est choisie (1) ou non (0). Dans ce travail, les variables de décision binaires w , x et y (Équations 3.3, 3.1 et 3.2) représentent l'activation de diverses technologies de rénovation pour l'ECS, l'isolation, le chauffage et la ventilation, à l'échelle de chaque bâtiment b , d'un territoire étudié B .

$$x_{b,s,r,k} \in \{0, 1\}, \quad b \in B, s \in S, r \in r_s, k \in k_b \quad (3.1)$$

$$y_{b,v,k} \in \{0, 1\}, \quad b \in B, v \in v_b, k \in k_b \quad (3.2)$$

$$w_{b,e} \in \{0, 1\}, \quad b \in B, e \in e_b \quad (3.3)$$

où B représente l'ensemble des bâtiments modélisés,

r_s l'ensemble des solutions de rénovation disponibles par surface s ,

k_b et e_b les ensembles des systèmes de chauffage et d'ECS disponibles pour un bâtiment b .

En tirant parti de la structure des fonctions identifiées ci-dessus, le modèle d'optimisation est formulé comme une variante du problème du sac à dos [131] et peut être décrit par les équations suivantes :

$$\text{minimiser} \quad \sum_{b \in B} \sum_{s \in S} \sum_{r \in r_s} \sum_{k \in k_b} x_{b,s,r,k} O^1, \quad O^1 \in O_{all} \quad (3.4)$$

$$\text{sous contraintes générales d'optimisation} \quad \sum_{b \in B} \sum_{s \in S} \sum_{r \in r_s} \sum_{k \in k_b} x_{b,s,r,k} O^2 \leq F_{0^2}, \quad O^2 \in O_{all}, \quad (3.5)$$

$$\sum x = 1, \quad \sum y = 1, \quad \sum w = 1, \quad (3.6)$$

$$\sum_{r \in r_s} x_{b,s_1,r,k} = \sum_{r \in r_s} x_{b,s_2,r,k}, \quad b \in B, \{s_1, s_2\} \in S, k \in k_b. \quad (3.7)$$

L'équation 3.4 définit la fonction objectif du problème d'optimisation et correspond à la minimisation des coûts ou des impacts environnementaux, qui varient en fonction de la variable O^1 choisie.

Les contraintes dépendent des métriques O^2 sélectionnées et peuvent, par exemple, imposer une limite sur les émissions de GES du parc bâti après rénovation en choisissant $O^2 = O_{GHG}$ et F_{0^2} un pourcentage de réduction. L'équation 3.5 permet de définir les pourcentages de réduction souhaités.

Enfin, certaines règles d'optimisation doivent être respectées. Ainsi, l'unicité de la solution pour x , y et w est représentée par l'équation 3.6. L'équation 3.7 correspond à l'unicité de la solution de chauffage choisit pour un bâtiment donné.

La section suivante vise à détailler les bases de données utilisées comme entrées dans le modèle d'optimisation.

3.4 Bases de données utilisées dans la modélisation

3.4.1 Gestes de rénovation

Pour les gestes de rénovation, une base de données simplifiée a été élaborée, comprenant les principaux gestes de rénovation ainsi que des solutions biobasées. Cette base a été constituée à partir des pratiques standards de l'industrie et a été validée par un panel d'experts en techniques de construction et de rénovation durables au sein du CSTB.

Cette base de données s'inspire de celle détaillée dans la thèse d'Antoine Rogeau [14] (p.117-118). Afin de bénéficier de l'expertise du CSTB, cette base a été ajustée et enrichie grâce à la base de données TYPY interne du CSTB, qui offre une représentation précise de la matérialité du parc de bâtiments [132].

La base de données, présentée dans le Tableau 3.4 à la page suivante, couvre un large éventail d'options pour l'isolation et le chauffage. Elle intègre des solutions de rénovation utilisant des matériaux et techniques biobasés avancés, offrant ainsi une vision complète des projets de rénovation durable.

La combinatoire de l'ensemble des solutions, donne, par bâtiment 129 600 combinaisons théoriques simulables. Dans le cadre de la simulation de plusieurs milliers de bâtiments, cela justifie l'optimiseur décrit dans la section précédente.

Catégorie	Nom	Type	Valeur U [(W/m²K)]	Facteur Solaire	Renouvellement d'air [(m³/h/m²)]	Contenu en CO2 [(kgCO2/UF)]	Coût UF [(€/UF)]	Efficacité
mur	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
mur	ITI doublage colle (RW)	-	0.25	-	-	28.1	120	-
mur	ITI Biosourcé	-	0.22	-	-	25.1	180	-
mur	ITI doublage colle (PSE)	-	0.24	-	-	34.8	150	-
mur	ITE enduit (PSE)	-	0.2	-	-	39.8	260	-
mur	ITE Biosourcé	-	0.17	-	-	28.35	315	-
mur	ITE enduit (RW)	-	0.21	-	-	51.78	280	-
mur	ITI + ITE Biosourcé	-	0.15	-	-	53.45	495	-
mur	ITI + ITE (PSE)	-	0.19	-	-	74.6	430	-
sol	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
sol	Isolation chape / dalle flottante (PU)	-	0.25	-	-	40	100	-
sol	Isolation chape / dalle flottante (biosourcé)	-	0.18	-	-	26.2	168	-
sol	Isolation chape / dalle flottante (RW)	-	0.25	-	-	39.7	110	-
sol	Isolation sous face (PU) Sous Béton Flottant	-	0.17	-	-	26.8	110	-
toit	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
toit	Isolation toitures terrasses (PU)	-	0.14	-	-	22.84	60	-
toit	ITI combles aménagés sous rampant (GW)	-	0.13	-	-	22.13	104	-
toit	ITI combles aménagés sous rampant (Bio)	-	0.17	-	-	10.11	65	-
toit	ITE comble aménagés (PU)	-	0.14	-	-	65.51	50	-
toit	ITI des combles perdus (GW)	-	0.14	-	-	8.55	50	-
fenêtre	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
fenêtre	Vitrage Standard	-	1.3	0.7	-	91.8	300	-
fenêtre	Vitrage Performant	-	0.8	0.6	-	111.97	500	-
fenêtre	Vitrage Standard Bas Carbone	-	1.3	0.7	-	60.03	360	-
fenêtre	Vitrage Performant Bas Carbone	-	0.8	0.6	-	90.49	600	-
ventilation	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
ventilation	Hygro B INDIV	Individuel	-	-	0.3	6.8	12	-
ventilation	Hygro B LC	Collectif	-	-	0.3	6.8	12	-
chauffage	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
chauffage	Chaudière Condensation Biomasse	Individuel	-	-	-	3,990	400	0.98
chauffage	Chaudière Condensation Biomasse	Collectif	-	-	-	3,990	400	0.98
chauffage	Chaudière Condensation Biogaz	Individuel	-	-	-	2,739	400	0.98
chauffage	Chaudière Condensation Biogaz	Collectif	-	-	-	2,739	400	0.98
chauffage	Pompe à Chaleur Air-Eau	Individuel	-	-	-	3,396	1,000	2.85
chauffage	Pompe à Chaleur Air-Eau	Collectif	-	-	-	3,396	1,000	2.85
chauffage	Réseau de chaleur	Collectif	-	-	-	0	400	1
2nd chauffage	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
2nd chauffage	Panneau Radiant Décentralisé	-	-	-	-	26.7	1,754	1
ECS	Inchangé	-	-	-	-	-	-	-
ECS	Chauffe-Eau Électrique	-	-	-	-	40	550	1

TABLE 3.4 – Base de données gestes de rénovations (UF : m^2 pour parois, kW pour chauffage, SHAB pour ventilation et $nb_{logement}$ pour ECS)

3.4.2 Aides financières

Cette section décrit Ma PrimeRénov', un programme français de rénovation énergétique avant sa réforme en 2024, et son intégration dans le modèle d'optimisation.

Les montants des aides Ma PrimeRénov' (MPR) et des Certificats d'Économie d'Énergie (CEE) dépendent des types de rénovation réalisés et du plafond de revenus des ménages. Le Tableau 3.5 présente les revenus nets imposables maximums pour chaque catégorie d'aide.

Plafonds de Revenus pour Ma PrimeRénov' 2023						
Île-de-France						
Catégorie	1 Pers.	2 Pers.	3 Pers.	4 Pers.	5 Pers.	Par Pers. en +
TM	22 461 €	32 967 €	39 591 €	46 226 €	52 886 €	+ 6 650 €
M	27 343 €	40 130 €	48 197 €	56 277 €	64 380 €	+ 8 097 €
I	38 184 €	56 130 €	67 585 €	79 041 €	90 496 €	+ 11 455 €
S	38 184 € ou +	56 130 € ou +	67 585 € ou +	79 041 € ou +	90 496 € ou +	+ 11 455 € ou +
Hors Île-de-France						
Catégorie	1 Pers.	2 Pers.	3 Pers.	4 Pers.	5 Pers.	Par Pers. en +
TM	16 229 €	23 734 €	28 545 €	33 346 €	38 168 €	+ 4 813 €
M	20 805 €	30 427 €	36 591 €	42 748 €	48 930 €	+ 6 165 €
I	29 148 €	42 848 €	51 592 €	60 336 €	69 081 €	+ 8 744 €
S	29 148 € ou +	42 848 € ou +	51 592 € ou +	60 336 € ou +	69 081 € ou +	+ 8 744 € ou +

TABLE 3.5 – Plafonds de Revenus pour Ma PrimeRénov'
(TM : Très Modeste; M : Modeste; I : Intermédiaire; S : Supérieur)

Les données de revenus à l'échelle individuelle des bâtiments et des ménages n'étant pas disponibles en accès libre, la base FILOSOFI, utilisée dans le chapitre 2, a été employée pour estimer les plafonds de revenus en fonction du taux de pauvreté des ménages à l'échelle de l'IRIS.

Cette approche présente deux inconvénients :

- Elle ne reflète pas la diversité des revenus au sein d'un même IRIS, attribuant ainsi les mêmes aides à tous les ménages d'un IRIS dans le modèle.
- Des seuils basés sur le taux de pauvreté ont été établis à partir des données FILOSOFI, segmentées en quatre quartiles correspondant aux catégories de revenus Très Modestes (TM), Modestes (M), Intermédiaires (I) et Supérieurs (S).

Les Figures 3.2 et 3.3 illustrent la répartition des revenus par Iris et les montants d'aides associés pour les métropoles de Grenoble et Toulouse.

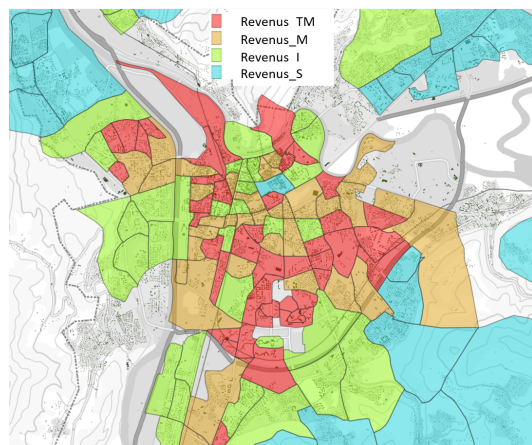


FIGURE 3.2 – Aides pour Grenoble par Iris

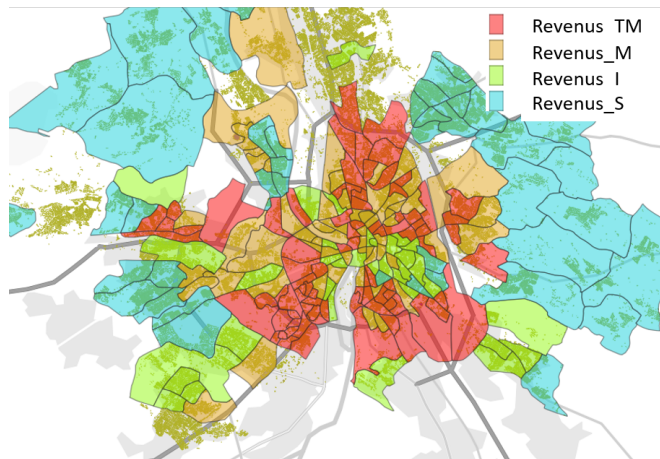


FIGURE 3.3 – Aides pour Toulouse par Iris

Les zones avec des bâtiments et sans couleurs correspondent aux Iris sans données FILOSOFI disponibles (environ 5% des IRIS en France), où un niveau d'aide Intermédiaire (Revenus_I) est présumé.

Pour définir un montant d'aides pour chaque gestes de rénovation, ces travaux s'appuient sur un outil d'analyse, PanelRénov⁸, conçu par I4CE. Cet outil évalue la faisabilité économique des projets de rénovation énergétique pour les ménages, en prenant en compte divers facteurs, incluant les coûts initiaux, les subventions, les économies d'énergie futures et les options de financement. Le Tableau 3.6 résume les plafonds et les subventions maximales pour MPR, ainsi que des bonus pour sortir des passoires thermiques et/ou atteindre des classes DPE BBC.

Aide	Plafond	% Travaux	Bonus F/G	Bonus BBC
aides_TM	20000	90%	1500	1500
aides_M	20000	75%	1500	1500
aides_I	20000	60%	1000	1000
aides_S	20000	40%	500	500

TABLE 3.6 – Plafond des aides [en €]

PanelRénov fournit également les montants pour chaque type de rénovation. Le croisement entre ces informations et la base de gestes de rénovations (Tableau 3.4) est détaillée dans le Tableau 3.7 à la page suivante.

8. <https://www.i4ce.org/publication/aides-publiques-renovation-energetique-logements/>

Catégorie	Nom	MPR_aides	CEE_aides	MPR_aides	CEE_aides	MPR_aides	CEE_aides	MPR_aides	CEE_aides
		TM	TM	M	M	I	I	S	S
mur	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
mur	ITI doublage colle (RW)	25	37	20	18	15	18	7	18
mur	ITI Biosourcé	25	37	20	18	15	18	7	18
mur	ITI doublage colle (PSE)	25	37	20	18	15	18	7	18
mur	ITE enduit (PSE)	75	37	60	18	40	18	15	18
mur	ITE Biosourcé	75	37	60	18	40	18	15	18
mur	ITE enduit (RW)	75	37	60	18	40	18	15	18
sol	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
sol	Isolation chape / dalle flottante (PU)	0	22	0	22	0	11	0	11
sol	Isolation chape / dalle flottante (biosourcé)	0	22	0	22	0	11	0	11
sol	Isolation chape / dalle flottante (RW)	0	22	0	22	0	11	0	11
sol	Isolation sous face (PU) Sous Béton Flottant	0	22	0	22	0	11	0	11
toit	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
toit	Isolation toitures terrasses (PU)	25	22	20	22	15	11	7	11
toit	ITI combles aménagés sous rampant (GW)	25	22	20	22	15	11	7	11
toit	ITI combles aménagés sous rampant (Bio)	25	22	20	22	15	11	7	11
toit	ITE comble aménagés (PU)	25	22	20	22	15	11	7	11
toit	ITI des combles perdus (GW)	25	22	20	22	15	11	7	11
fenêtre	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
fenêtre	Vitrage Standard	100	79	80	39	40	39	0	39
fenêtre	Vitrage Performant	100	79	80	39	40	39	0	39
fenêtre	Vitrage Standard Bas Carbone	100	79	80	39	40	39	0	39
fenêtre	Vitrage Performant Bas Carbone	100	79	80	39	40	39	0	39
ventilation	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
ventilation	Hygro B INDIV	0	342	0	171	0	171	0	171
ventilation	Hygro B LC	0	342	0	171	0	171	0	171
chauffage	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
chauffage	Chaudière Condensation Biomasse	10000	4364	8000	4364	4000	2727	0	2727
chauffage	Chaudière Condensation Biogaz	1200	1309	800	1309	0	655	0	655
chauffage	Pompe à Chaleur Air-Eau	4000	4364	3000	4364	2000	2727	0	2727
chauffage	Réseau de chaleur	1200	764	800	764	400	491	0	491
2nd chauffage	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
2nd chauffage	Panneau Radiant Décentralisé	0	110	0	110	0	55	0	55
ECS	Inchangé	0	0	0	0	0	0	0	0
ECS	Chauffe-Eau Électrique	1200	168	800	84	0	84	0	84

TABLE 3.7 – Tableau des aides pour l'isolation et le chauffage en fonction de la classe de revenus : [€/m² pour l'enveloppe, €/geste pour la ventilation et les systèmes de chauffage]

Une hypothèse forte de cette étude est que l'ensemble des travaux de rénovation éligibles à des aides d'Etat pourrait être financé. Concrètement, dans le cadre de l'obtention des aides financières pour la rénovation énergétique en France, comme Ma PrimeRénov', il est nécessaire de faire appel à des professionnels reconnus garants de l'environnement (RGE). Ces professionnels sont spécialement formés et certifiés pour réaliser des travaux de rénovation énergétique conformes aux standards de qualité et d'efficacité énergétique requis pour bénéficier des aides d'État. Cette exigence assure que les travaux réalisés sont non seulement éligibles aux subventions, mais aussi efficaces du point de vue énergétique.

Toutefois, l'intégration de ces aides dans l'optimisation SHAPE permettra de déterminer le montant maximal d'aide que les collectivités et l'État devront déboursier pour soutenir les ménages. Le reste à charge pour les ménages sera calculé en déduisant les aides des investissements financiers nécessaires.

Il est important de noter que les aides financières reflètent les ambitions climatiques du gouvernement et sont donc sujettes à des fluctuations. Les données présentées dans ce chapitre sont basées sur les informations disponibles en février 2022. Une réforme majeure des aides MPR est prévue pour début 2024, et il sera nécessaire d'actualiser le modèle pour prendre en compte ces modifications.

3.4.3 Données prospectives énergies : prix et facteurs d'émissions

Les données prospectives sur les prix de l'énergie en France proviennent du rapport annuel de RTE [133], qui inclut des prévisions jusqu'en 2050, basées sur les conditions actuelles du marché et les évolutions politiques. L'évolution des prix des énergies utilisée dans ce modèle est représentée dans la Figure 3.4.

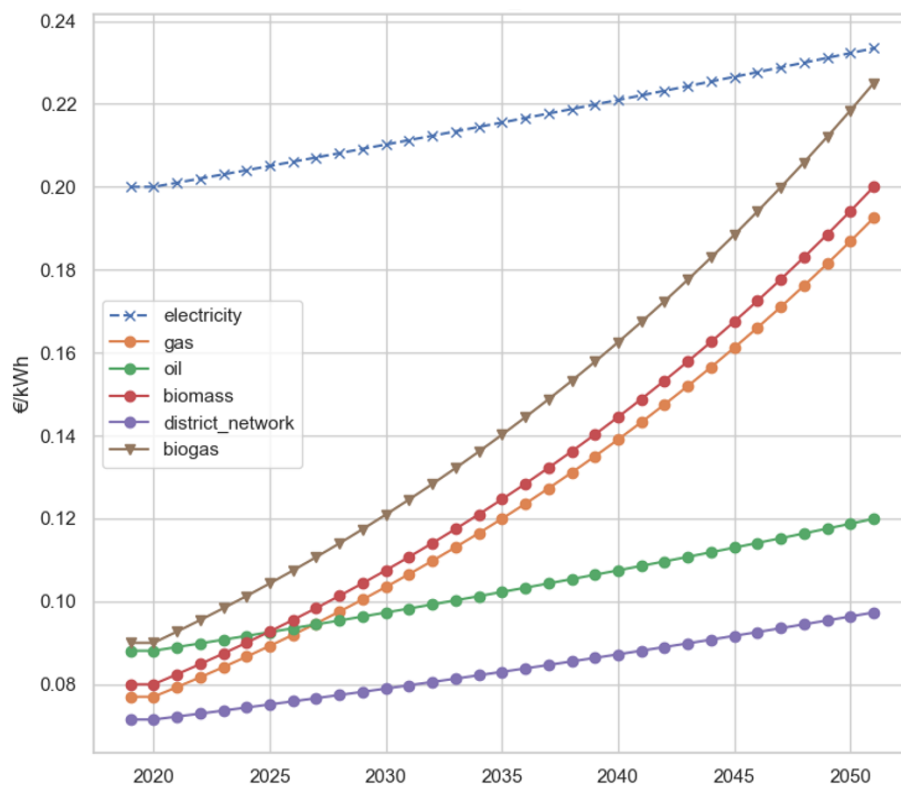


FIGURE 3.4 – Evolution du prix des énergies

Pour les facteurs d'émission, ceux de la RE2020 [9] ont été adoptés, en raison de leur pertinence et actualité dans le secteur du bâtiment. Ces facteurs fournissent une base solide pour évaluer les impacts environnementaux dans différents scénarios énergétiques. Les valeurs des facteurs d'émissions sont illustrées dans la Figure 3.5.

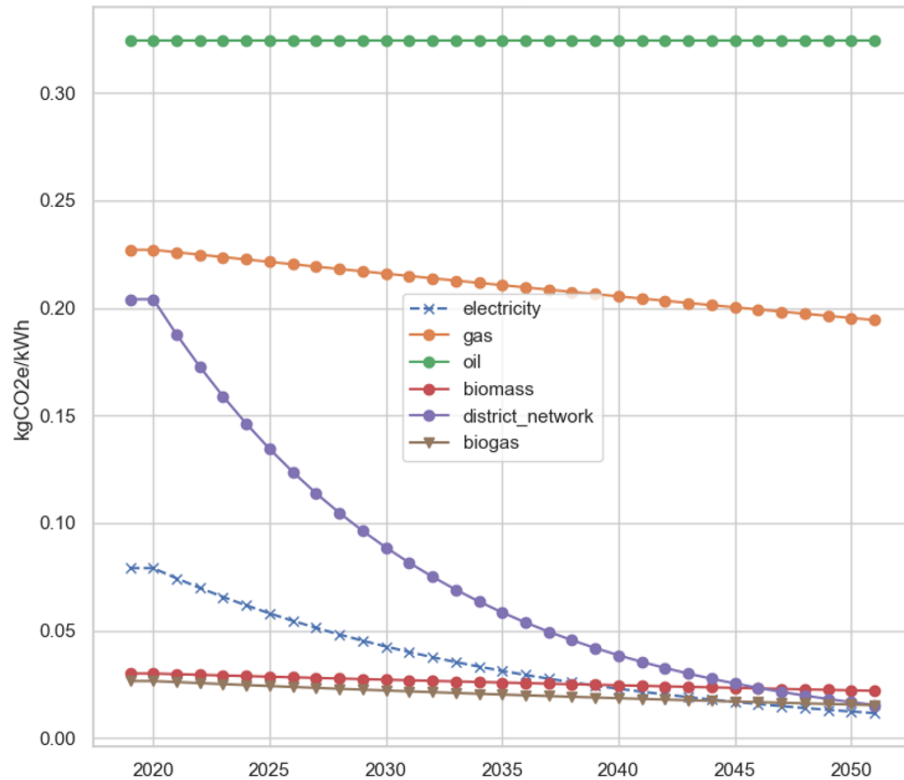


FIGURE 3.5 – Evolution du facteur d'émissions des énergies

Concernant le réseau de chauffage urbain, la modification du facteur d'émission a consisté à considérer un réseau de chauffage en 2050 alimenté par la biomasse, le biogaz et l'électricité. Le facteur d'émission sera donc la moyenne de ces 3 sources. Cependant, le modèle peut intégrer des évolutions de contenu carbone pour le réseau de chaleur de la part des utilisateurs pour simuler certains réseaux de chaleur spécifiques.

Pour les valeurs non présentes dans ces sources, une interpolation constante entre les années pour lesquelles les données n'étaient pas disponibles a été réalisée. De même, lorsque les informations étaient manquantes (pour la biomasse notamment), les informations ont été établies par *dire d'expert* au sein du CSTB ou de l'équipe encadrante.

Ainsi, toutes les bases de données utilisées dans le modèle SHAPE, comme illustré dans la Figure 3.3, ont été détaillées. Il est important de noter que cette thèse n'a pas pour objectif de développer des bases de données irréfutables. Tout utilisateur avancé pourra affiner les données d'entrée.

La prochaine partie de ce chapitre se concentrera sur l'intégration de l'aspect temporel dans l'optimisation.

3.5 Développement de trajectoires de rénovations

3.5.1 Création de l'arbre de trajectoire

Dans cette nouvelle version de la modélisation, qui intègre la dimension temporelle, la nuance réside dans le fait que les variables de décision activent une trajectoire de gestes de rénovation.

L'ensemble des postes de rénovation : mur, plancher, plafond, fenêtre, chauffage, ventilation et ECS, est désigné par W dans la suite de ce manuscrit. L'ensemble des gestes de rénovation pour un poste $w \in W$ est noté r_w .

Une trajectoire de rénovation (R_i) correspond à la combinatoire des gestes de rénovation ($r \in r_w$) appliqués pour les années pivots de la période considérée (Y) dans la simulation.

Chaque poste de rénovation (mur, plancher, plafond, fenêtre, chauffage, ventilation et ECS) dispose d'un arbre de décision indépendant des autres. Ainsi, pour un bâtiment donné et un poste de rénovation donné, avec 3 mesures de rénovation possibles (Inchangé, r1, r2) et pour une liste de deux années, les trajectoires de rénovation d'un bâtiment sont représentées par le type d'arbre de décision illustré dans la Figure 3.6 :

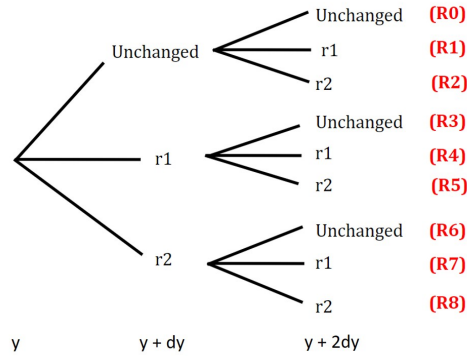


FIGURE 3.6 – Arbres de décision (naïf et non optimisé) pour les trajectoires de rénovation

Le nombre total de trajectoires théoriques maximales, avec toutes les combinaisons, est $n_b \times n_{r_w}^{n_y}$, où n_b représente le nombre de bâtiments, n_{r_w} le nombre de solutions de rénovation pour le poste w , et n_y le nombre d'années considérées.

La combinatoire C de l'ensemble des trajectoires possibles correspond donc au produit des possibilités pour chaque poste, exprimé comme suit :

$$C = n_b \times \left(\prod_{w \in W} n_{r_w} \right)^{n_y} \quad (3.8)$$

Pour des raisons de complexité et de temps de calcul, nous avons simplifié le modèle en considérant que, une fois une mesure de rénovation adoptée, elle ne sera pas modifiée par la suite. Cette modification est illustrée dans la Figure 3.7.

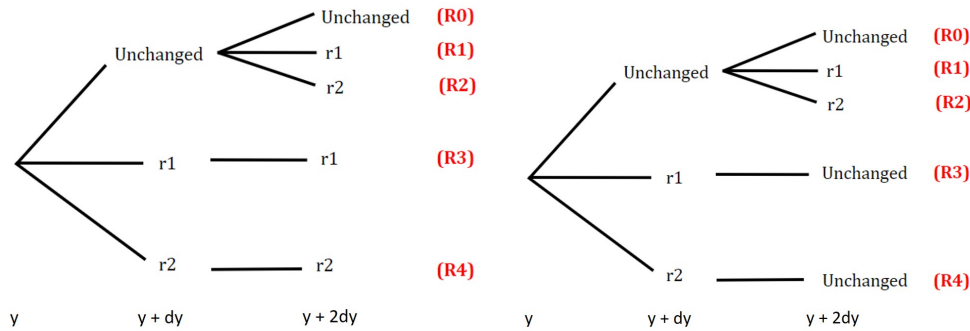


FIGURE 3.7 – Arbres de décision (finaux) pour les trajectoires de rénovation

Il est important de noter dans la Figure 3.7 que deux approches sont utilisées pour décrire une trajectoire. "Unchanged" peut désigner soit l'état initial du bâtiment avant le début de la simulation (Figure de gauche), ce qui est pertinent pour le calcul des paramètres physiques du bâtiment à l'année y_i , soit l'état de l'année précédente y_{i-1} ($= y - dy$, Figure de droite), utile pour calculer les coûts d'investissement à l'année y_i . La combinaison de ces deux types d'arbres permet de formuler le problème sans devoir comparer les valeurs des variables de décision d'une année sur l'autre, évitant ainsi l'introduction de contraintes non linéaires dans le modèle.

Le nombre de trajectoires est maintenant réduit à $[(n_{r_w} - 1) \times n_y + 1]$ pour chaque poste de rénovation et chaque bâtiment. Les arbres restant indépendants, la combinatoire s'établit ainsi :

$$C = n_b \times \prod_{w \in W} ((n_{r_w} - 1) \times n_y + 1) \quad (3.9)$$

Cette simplification permet de passer d'une combinatoire exponentielle à une combinatoire polynomiale, moins coûteuse en termes de temps de calcul pour la résolution avec un optimiseur.

Les combinatoires explicitées dans ce chapitre et appliquées au tableau 3.4 de données de rénovation sont résumées dans le tableau 3.8 ci-dessous :

Nombre de périodes temporelles	Combinatoire exponentielle (Figure 3.6)	Combinatoire polynomiale (Figure 3.7)
1	$1,3.10^5$	$1,3.10^5$
2	$1,7.10^{10}$	$1,02.10^7$
3	$2,18.10^{15}$	$1,67.10^8$
4	$2,82.10^{20}$	$1,31.10^9$
5	$3,66.10^{25}$	$6,70.10^9$

TABLE 3.8 – Comparaison des combinatoires par bâtiment

Il est indispensable d'utiliser un algorithme d'optimisation pour traiter un problème avec cette combinatoire. En effet, le Tableau 3.9 montre par l'absurde que si l'optimiseur n'est pas utilisé, les temps de calcul nécessaires pour traiter ces combinatoires seraient exorbitants. De plus, un modèle simplifié a toute son importance pour traiter ce type de problème par rapport à un modèle plus fin (hypothèse de 2min par simulation étudiée).

Nombre de périodes temporelles	Combinatoire polynomiale (Figure 3.7)	Temps de calcul avec Building Model	Temps de calcul avec modèle plus fin
2	$1,02 \cdot 10^7$	5 jours	180 jours
3	$1,67 \cdot 10^8$	75 jours	39 ans
4	$1,31 \cdot 10^9$	1.6 ans	6.3 siècles
5	$6,70 \cdot 10^9$	8 ans	50 siècles

TABLE 3.9 – Temps de calcul des combinatoires par bâtiment

Une étude à l'échelle d'un parc de bâtiments n'est pas envisageable avec ce temps de résolution. Une approche par optimisation comme mentionnée dans ce chapitre est donc pertinente.

La section suivante explique les modifications apportées à l'optimiseur pour considérer l'approche temporelle.

3.5.2 Principales équations et leurs modifications

Dans la suite de ce manuscrit, nous utiliserons la notation $R(y_i)$ pour faire référence à la solution de rénovation correspondant à la trajectoire R à l'année y_i .

Les équations utilisées pour calculer les coûts d'investissement et les consommations énergétiques reprennent les principes du modèle énergétique présenté dans le chapitre 1.

Les modifications principales concernent la manière de référencer une solution r , qui se fait désormais via l'arbre de décision en utilisant $R(y_i)$. Par conséquent, chaque variable du modèle d'optimisation dépend maintenant de l'année y , en plus du bâtiment b .

Afin d'intégrer correctement la temporalité, un changement de notation s'avère nécessaire pour distinguer clairement les solutions de rénovation des trajectoires de rénovation.

En conséquence, les variables binaires mentionnées dans les sections 3.3, 3.1 et 3.2, ainsi que les ensembles de solutions de rénovation, sont révisés ci-dessous.

Nouvelles notations

R_b^s représente les trajectoires possibles de rénovation pour la paroi s

K_b représente les trajectoires possibles de systèmes de chauffage principal

K_b^2 représente les trajectoires possibles de systèmes de chauffage secondaire

V_b représente les trajectoires possibles de systèmes de ventilation

E_b représente les trajectoires possibles de systèmes d'ECS

$x_{b,s,r,k}, s \in S, r \in r_s, k \in k_b$ devient $x_{b,R,K}, R \in R_b^s, K \in K_b$ et sera noté X_b

$y_{b,v,k}, v \in v_b, h \in k_b$ devient $y_{b,V,K}, V \in V_b, K \in K_b$ et sera noté Y_b

$w_{b,e}, e \in e_b$ devient $w_{b,E}, E \in E_b$ et sera noté W_b

Le système de chauffage secondaire sera pris en compte avec :

$x_{b,R,K^2}, R \in R_b^s, K^2 \in K_b^2$ et sera noté X_b^2

$y_{b,V,K^2}, V \in V_b, K \in K_b^2$ et sera noté Y_b^2

Un exemple de valeurs pour les variables de décision X_b et Y_b est détaillé dans le Tableau 3.10.

X_b		Y_b		W_b	
$b_1 / \text{mur} / R_0 / K_0$	0	$b_1 / V_0 / K_0$	0	b_1 / E_0	0
$b_1 / \text{mur} / R_1 / K_0$	1	$b_1 / V_1 / K_0$	0	b_1 / E_1	1
$b_1 / \text{mur} / R_2 / K_0$	0	$b_1 / V_0 / K_1$	1	b_1 / E_0	1
$b_1 / \text{mur} / R_0 / K_1$	0	$b_1 / V_1 / K_1$	0	b_1 / E_1	0
...
$b_1 / \text{toit} / R_0 / K_0$	1	$b_{n_b} / V_1 / K_6$	0	b_{n_b} / E_1	0
$b_1 / \text{toit} / R_1 / K_0$	0				
...	...				
$b_{n_b} / \text{sol} / R_4 / K_6$	0				

TABLE 3.10 – Exemples de valeurs pour les variables X_b , Y_b et W_b

Ce Tableau illustre que pour chaque bâtiment b , les variables X_b et Y_b ne seront égales à $\{1\}$ qu'une seule fois, correspondant à la stratégie de rénovation choisie par l'optimiseur.

Un exemple : la modélisation de la consommation énergétique

Le calcul de la consommation énergétique, décrit au chapitre 1 équation 1.2, est ajusté dans l'optimiseur en intégrant les variables binaires précédemment définies. Ainsi, la consommation énergétique de chauffage principal $\bar{C}_{y,b}^1$ pour l'année y d'un bâtiment b est exprimée comme suit :

$$\bar{C}_{y,b}^1 = \sum_{K^1 \in K_b^1} \left(\left(\sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} x_{b,s,R,K^1} (Q_{b,R(y)}^t - Q_{b,R(y)}^s) + \sum_{V \in V_b} y_{b,V,K^1} Q_{b,V(y)}^v \right) \times \text{HAS} \times \text{int} - Q_b^{occ} \right) \times (1 - \text{PCA}) \times \frac{\alpha_b^T}{\eta_{b,K(y)}^1} \quad (3.10)$$

où : $Q_{y,b,R}^t, Q_{y,b,V}^v, Q_{y,b,R}^s, Q_{occ}$ sont respectivement les pertes de conduction et de convection, les gains solaires et des occupants définis dans le chapitre 1,

HAS la Part de Surface Chauffée du bâtiment décrite dans Tableau 1.4,

int le facteur d'intermittence (part du temps des occupants dans les logements) dans 1.5,

α_b^T le facteur de régulation de l'étude de calibration [89] et $\eta[b,H]$ l'efficacité du système de chauffage.

La consommation énergétique de chauffage secondaire $\bar{C}_{y,b}^2$ pour l'année y d'un bâtiment b est définie par l'équation 3.11 :

$$\bar{C}_{y,b}^2 = \sum_{K^2 \in K_b^2} \left(\left(\sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} x_{b,s,R,K^2}^2 (Q_{b,R(y)}^t - Q_{b,R(y)}^s) + \sum_{V \in V_b} y_{b,V,K^2}^2 Q_{b,V(y)}^v \right) \times HAS \times int - Q_b^{occ} \right) \times PCA \times \frac{\alpha_b^T}{\eta_{b,K(y)^2}} \quad (3.11)$$

Notez que nous faisons référence à $Q_{b,R(y)}^t$ au lieu de $Q_{b,r(y)}^t$ avec ce changement pour une optimisation temporelle. Cela signifie que les pertes par conduction se caractérisent pour une trajectoire donnée et non plus une solution de rénovations.

Les pertes par conduction pour une année spécifique y_i sont récupérables via la notation $Q_{y,b,R(y_i)}^t$.

La formule 3.12 pour l'ECS est définie de manière équivalente :

$$\bar{C}_{y,b}^{ecs} = \sum_{E \in E_b} w_{b,E} \times \frac{\bar{C}_{ecs,b}}{\eta_{b,E}} \times \eta_{b,init} \quad (3.12)$$

où $\eta_{b,init}$ représente l'efficacité de l'ECS initiale.

Modélisation des investissements et des coûts de facturation

Les coûts d'investissement $I_{y,b}$ pour un bâtiment b à l'année y sont désormais calculés en intégrant les variables binaires, comme illustré dans les équations 3.13, 3.14, 3.15 et 3.16.

$$I_{y,b}^{BE} = \sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} \sum_{K \in K_b} x_{b,s,R,K} \times P_{b,R(y)}^{BE} \times A_{b,s}, \quad ; \quad I_{y,b}^V = \sum_{V \in V_b} \sum_{K^1 \in K_b^1} y_{b,V,K^1} \times P_{b,V(y)}^V \times A_{b,living} \quad (3.13)$$

$$I_{y,b}^{ECS} = \sum_{E \in E_b} w_{b,E} \times nb_b^{log} \times P_{b,E(y)}^{ECS} \quad (3.14)$$

$$I_{y,b}^1 = \sum_{K^1 \in K_b^1} \left(\sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} x_{b,s,R,K^1} \times Q_{b,R(y)}^{t,max} + \sum_{V \in V_b} y_{b,V,K^1} \times Q_{b,V(y)}^{v,max} \right) \times (1 - PCA) \times P_{b,K^1(y)}^1 \quad (3.15)$$

$$I_{y,b}^2 = \sum_{K^2 \in K_b^2} \left(\sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} x_{b,s,R,K^2} \times Q_{b,R(y)}^{t,max} + \sum_{V \in V_b} y_{b,V,K^2} \times Q_{b,V(y)}^{v,max} \right) \times PCA \times P_{b,K^2(y)}^2 \quad (3.16)$$

où $P_{b,R(y)}^{BE}, P_{b,V(y)}^V, P_{b,K^1(y)}^1, P_{b,K^2(y)}^2, P_{b,E(y)}^{ECS}$ sont les coûts de rénovation des postes de rénovations (coûts de mobilier et de main-d'œuvre) [€/m² ou €/W],

nb_b^{log} est le nombre de logements dans le bâtiment b ,

$A_{b,s}$ la surface du type de paroi s dans le bâtiment b , $A_{b,living}$ la surface habitable du bâtiment b .

$Q_{b,R(y)}^{t,max}$ et $Q_{b,V(y)}^{v,max}$ correspondent aux pics de pertes par conduction, convection et renouvellement d'air définies dans l'équation 1.4 du chapitre 1.

On remarque que les investissements liés aux systèmes de chauffage dépendent de la puissance maximale annuelle dans le bâtiment. Cela signifie que les rénovations de systèmes effectuées dépendront de la puissance à souscrire au moment de la rénovation.

Il est possible de déduire des équations précédentes le coût d'investissement global :

$$I_{y,b} = I_{y,b}^{\text{BE}} + I_{y,b}^1 + I_{y,b}^2 + I_{y,b}^V + I_{y,b}^{\text{ECS}} \quad (3.17)$$

Une possibilité offerte par cette nouvelle modélisation est d'avoir différents scénarios de prix de l'énergie en entrée.

Les coûts de facturation pour l'énergie de chauffage $B_{y,b}^{\text{H}}$ d'un bâtiment b à l'année y correspondent à la consommation énergétique multipliée par le prix à l'année y de l'énergie consommée :

$$B_{y,b}^1 = \sum_{K^1 \in K_b^1} \left(\sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} x_{b,s,R,K^1} (Q_{b,R(y)}^t - Q_{b,R(y)}^s) + \sum_{V \in V_b} y_{b,V,K^1} Q_{b,V(y)}^v \right) \times \text{HAS} \times \text{int} - Q_b^{\text{occ}} \times (1 - \text{PCA}) \times \frac{\alpha_b^T}{\eta_{b,K^1(y)}} \times P_{y,b,K^1(y)}^{v^{\text{H}}} \quad (3.18)$$

où : $P_{y,b,K^1(y)}^{v^{\text{H}}}$ - Prix énérgié utilisée à l'année y [€/Wh].

Cette notation permet de prendre en compte automatiquement le changement de vecteur énergétique dans le cas de travaux de rénovation. Des formules identiques sont réalisées pour les factures liées au chauffage secondaire $B_{y,b}^2$, à l'ECS $B_{y,b}^{\text{ECS}}$, à la cuisson $B_{y,b}^c$ ou à la consommation spécifique $B_{y,b}^{\text{SP}}$.

Les coûts de facturation totaux $B_{y,b}$ sont alors définis en 3.19 par :

$$B_{y,b} = B_{y,b}^1 + B_{y,b}^2 + B_{y,b}^{\text{ECS}} + B_{y,b}^c + B_{y,b}^{\text{SP}} \quad (3.19)$$

Modélisation de l'hypothèse économique de croissance

Cette hypothèse économique, bien que discutable comme tenu de l'avancée de la recherche actuelle [134, 135] est importante pour comparer les stratégies de rénovations de collectivités avec des hypothèses économiques semblables.

Cette section introduit deux métriques clés pour considérer la croissance économique dans le modèle : le taux d'actualisation et le taux d'inflation.

Le taux d'actualisation est le taux d'intérêt utilisé pour actualiser les flux de trésorerie futurs afin de les ramener à leur valeur présente. Cela permet d'évaluer la valeur actuelle d'un investissement futur ou d'un projet. Le taux d'actualisation reflète le coût du capital et le risque associé à l'investissement. **Le taux d'actualisation est de 4% dans ce modèle et sera noté a .**

Le taux d'inflation mesure la vitesse à laquelle le niveau général des prix pour les biens et services augmente au fil du temps, et, par conséquent, le pouvoir d'achat de la monnaie diminue. **Le taux d'inflation est de 1,5% dans ce modèle et sera noté i .**

Les chiffres cités ci-dessus sont des constantes qui pourront évidemment être modifiées.

En définissant $\text{ANN}_y(i, a) = \left(\frac{1+i}{1+a}\right)^{y-y_0}$ le facteur d'annualisation à l'année y , les coûts d'investissement et les factures seront annualisés comme le montre l'équation 3.20 :

$$I_{y,b}^{\text{ANN}} = \text{ANN}_y(i, a) \times I_{y,b} \quad B_{y,b}^{\text{ANN}} = \text{ANN}_y(i, a) \times B_{y,b} \quad (3.20)$$

3.5.3 Fonction objectif

Maintenant que nous avons défini les coûts d'investissement et les coûts de facturation annualisée, il est possible d'introduire la fonction objectif de l'optimisation O^1 : les Coûts Nets Actualisés NPC.

Si l'objectif est de minimiser les Coûts Nets Actualisés ($O^1 = O_{NPC}^1$), la fonction objectif 3.4 peut s'écrire comme l'équation 3.21 :

$$\text{minimiser } \sum_{b \in B} \left(\sum_{y=y_0}^{yf} (I_{y,b}^{ANN} + B_{y,b}^{ANN}) + \sum_{y=yf}^{yf+20} B_{yf,b}^{ANN} \right) \quad (3.21)$$

Il est important de noter que nous optimiserons désormais sur l'ensemble de la trajectoire temporelle, plutôt que sur une seule temporalité donnée donné comme précédemment [49]. La somme s'arrête à $yf + 20$ pour permettre le recouvrement des investissements réalisés les dernières années. Sinon, il y aurait très peu de rénovations pour les dernières années d'optimisation.

Il est crucial de noter que les modifications apportées aux équations et à la modélisation reflètent une adaptation minutieuse du modèle aux complexités inhérentes liées à la prise en compte de la temporalité dans les stratégies de rénovation. Ces changements sont essentiels pour assurer une évaluation précise et réaliste des coûts et des bénéfices associés aux différentes trajectoires de rénovation.

3.5.4 Apports de l'optimisation temporelle sur les contraintes de l'optimiseur

L'intégration de la temporalité dans le modèle permet désormais de considérer des contraintes annuelles, qui n'étaient pas modélisables auparavant.

Exemple du nombre de rénovations annuelles

Avec l'approche temporelle, il devient possible d'imposer le nombre de rénovations qui peut être réalisé par an, contrairement à la méthode précédente où toutes les rénovations étaient réalisées l'année initiale.

Pour éviter que l'optimiseur ne concentre tous les travaux sur la première année, une contrainte sur le nombre maximal de gestes de rénovation par poste et par année a été mise en place. Cette contrainte est modulable pour chaque année de l'optimisation ainsi que pour chaque poste de rénovation.

Cette contrainte limite, par exemple, le nombre nb_{reno} de murs pouvant être isolés à l'année y dans l'ensemble du parc immobilier. Cela permet de prendre en compte des réalités économiques de terrain. En effet, le nombre d'entreprises sur un territoire pouvant réaliser ce type de travaux de rénovation est limité, l'optimiseur doit donc pouvoir prendre cela en compte. Elle est formulée dans l'équation 3.22 comme suit :

$$\sum_{b \in B} \sum_{R \in R_b^{mur}} \sum_{K \in K_b} x_{b,R,K} \times reno_{y,b,R}^{surf} \leq nb_{reno_mur}[y] \quad (3.22)$$

où $reno^{surf}$ vaut 1 si le mur est rénové en l'année y , pour le bâtiment b et la stratégie R .

La même méthodologie a été appliquée à tous les éléments de rénovation et peut être utilisée comme une contrainte avec le paramètre $O^2 = O_{nb_reno}^2$ défini dans le Tableau 3.3. L'équation 3.23 ci-dessous montre la même équation pour la ventilation.

$$\sum_{b \in BV} \sum_{V \in V_b} y_{b,V,K} \times reno_{y,b,V}^{vent} \leq nb_{reno_vent}[y] \quad (3.23)$$

L'intérêt de cette écriture est la modularité qu'elle apporte si l'on souhaite notamment permettre un nombre plus important de rénovations pour un type de postes plutôt que pour un autre. Cela pourrait notamment être utilisé en fonction de la main d'oeuvre disponible sur chaque territoire et des corps de métiers disponibles (Menuisier, chauffagiste, ...).

Exemple de prise en compte de politiques publiques

L'optimisation temporelle permet aussi d'intégrer des politiques publiques dans les stratégies de rénovation. En France, par exemple, l'objectif vise à rénover en priorité les bâtiments les plus énergivores ou émetteurs de GES dans les prochaines années⁹.

Pour ce faire, il est possible d'exclure les solutions de l'optimiseur qui maintiennent des bâtiments dans des classes DPE non souhaitées.

Les contraintes utilisent les valeurs de consommation et d'émissions de GES conventionnelles DPE (Equations 1.10 et 1.11), imposant que tous les bâtiments respectent un seuil de consommation C_{seuil}^y ou d'émissions GES_{seuil}^y correspondant à une classe DPE spécifique (voir Tableau 4)¹⁰.

Cette contrainte se traduit par :

$$\bar{C}_{y,b}^{DPE} \leq C_{seuil}^y \quad \text{et} \quad \bar{GES}_{y,b}^{DPE} \leq GES_{seuil}^y \quad (3.24)$$

Cette contrainte est pris en compte dans le modèle avec le paramètre $O^2 = O_{classe_DPE}^2$ défini dans l'équation 3.5.

Cette contrainte affecte l'ensemble des bâtiments et est, par conséquent, coûteuse en besoin de mémoire et en temps de résolution du problème.

Ces 2 exemples d'amélioration du modèle utilisant l'optimisation temporelle seront développés dans la section Résultats 3.7.

Afin de représenter le plus fidèlement possible la rénovation d'un bâtiment, des règles métiers permettant de respecter des pratiques courantes dans la rénovation des bâtiments sont nécessaires. Ces dernières seront développées dans la section suivante.

9. <https://www.ecologie.gouv.fr/loi-climat-resilience>

10. Pour rappel, SHAPE ne simule aujourd'hui que les poste chauffage, ECS, cuisson et spécifique alors que le DPE2021 prend en compte la climatisation et la consommation des auxiliaires (ventilation, pompe...) en plus. Les deux approches ne sont pas vraiment isopérimètre

3.6 Choix des règles métiers

Certaines trajectoires de rénovation ne sont pas viables en raison d'incompatibilités entre un bâtiment et une solution de rénovation spécifique. "Par exemple, les rénovations des murs extérieurs peuvent être interdites par les réglementations d'urbanisme locales, et certains systèmes de chauffage ne peuvent pas être installés dans des bâtiments pour des raisons techniques" [49]. Ces trajectoires sont donc exclues de l'arbre de décision pour respecter ces contraintes et ne seront pas proposées à l'optimiseur. En outre, les solutions qui détériorent la performance initiale du bâtiment ne sont pas retenues afin de pré-contraire efficacement le problème d'optimisation.

La Figure 3.8 résume les conditions de création d'arbres-solutions de rénovation. Cette Figure peut être interprétée comme les règles métiers intégrées dans le modèle. Ces règles métiers ont pour intérêt, en plus d'une prise en compte de la réalité, de pré-contraire le problème d'optimisation pour réduire la combinatoire, avant l'optimisation.






		Conditions
	Vecteur énergétique	Vecteurs énergétiques autorisés : <ul style="list-style-type: none"> • Même que précédemment • Electricité • Biomasse • Réseau de chaleur prioritaire si < 100m [136]
	Couplage enveloppe-ventilation	Si rénovation des murs/fenêtres, rénovation de la ventilation et inversement
	Enveloppe	U rénové < U actuel Malus économique si rénovation en plusieurs fois Possibilité de forcer la rénovation sur une période
	Typologie bâtiment	Pas de changement systèmes collectifs / individuels : <ul style="list-style-type: none"> • Chauffage / ECS • Ventilation
	Plancher - toiture	Choix des rénovations si compatibilité avec vide sanitaire et combles

FIGURE 3.8 – Contraintes sur la création d'arbre - Règles métiers

L'hypothèse concernant les typologies de bâtiments implique qu'aucun système de distribution hydraulique n'est autorisé dans les bâtiments pour passer de l'individuel au collectif ou vice versa. Cette condition résulte actuellement d'un manque de données sur les coûts de transformation de ces systèmes mais n'est pas un frein d'ingénierie pour être considérée dans le modèle.

La définition de ces règles métiers définit une matrice d'entrée dans l'optimiseur qui n'est pas complète. Ainsi, on peut décrire l'input du problème d'optimisation comme de la combinatoire pré-partiellement contrainte.

Exemple du malus économique sur la rénovation multi-temporel de l'enveloppe

Un malus économique est appliqué aux rénovations de l'enveloppe (murs, fenêtres, plancher, plafond) pour encourager une rénovation maximale en une seule intervention. Ce malus, représenté par un coût Add_cost_BE d'échafaudage supplémentaire de $30\text{€}/m^2$ de paroi, est intégré dans le calcul des investissements pour l'enveloppe.

Pour atteindre cet objectif, il a tout d'abord fallu définir le nombre de parois rénovées par année pour chaque bâtiment. La variable $RenoBE_{y,b}$ le représente comme le montre l'équation 3.25 :

$$RenoBE_{y,b} = \sum_{b \in B} \sum_{R \in R_b} \sum_{K \in K_b} x_{b,R,K} \times reno_{y,b,R}^{surf} \quad (3.25)$$

$RenoBE_{y,b}$ prend alors des valeurs entières allant de 0 au nombre de parois nb_paroi par bâtiments soit 4 ici (murs, plancher, plafond, fenêtres).

Pour transformer cette variable en variable binaire répondant à la problématique : "une paroi est-elle rénovée?", la variable $z_{y,b}$ est alors définie de la sorte :

$$z_{y,b} \geq \frac{RenoBE_{y,b}}{nb_paroi} \quad \text{et} \quad z_{y,b} \leq RenoBE_{y,b} \quad (3.26)$$

$z_{y,b}$, vaut donc 1 si au moins une des parois est rénovée pour le bâtiment b à l'année y .

Finalement, les investissements pour l'enveloppe $I_{y,b}^{BE,full}$ sont maintenant calculés par l'équation 3.27 :

$$I_{y,b}^{BE,full} = z_{y,b} \times Add_cost_BE \times A + I_{y,b}^{BE} \quad (3.27)$$

avec $I_{y,b}^{BE}$ les investissements pour l'enveloppe définis en équation 3.18 et A la surface de murs pour l'échafaudage.

La variable $z_{y,b}$ est également exploitée pour limiter la rénovation de l'enveloppe à une seule période, évitant ainsi d'étaler les travaux sur plusieurs années.

Pour cela, la contrainte ajoutée dans le modèle est celle décrite dans l'équation 3.28 :

$$\sum_{y \in Y} z_{y,b} \leq 1 \quad (3.28)$$

Cette section permet également de montrer la complexité de gestion des variables binaires et des expressions physiques calculées dans un problème d'optimisation MILP.

Exemple de considération des réseaux de chaleur

Les réseaux de chaleur font partis des moyens de décarbonation efficaces du parc bâti résidentiel et industriel. En effet, c'est un système de distribution de chaleur produite de façon centralisée et qui dessert plusieurs usagers.

Leur intégration dans le modèle nécessite de connaître la localisation des bâtiments par rapport aux réseaux de chaleur existants. La Figure 3.9 représente la localisation des réseaux de chaleur dans la métropole de Grenoble. A l'aide de l'API de France Chaleur Urbaine [136], une distance est calculée automatiquement entre le réseau de chaleur et le bâtiment considéré.

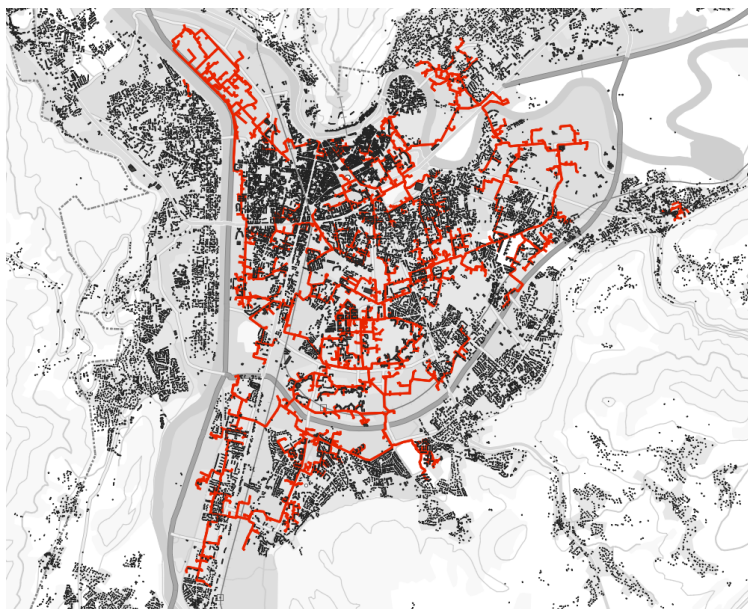


FIGURE 3.9 – Répartition des réseaux de chaleur (en rouge) dans la métropole Grenobloise

Si la distance est inférieure à 100m, le bâtiment sera connecté de manière prioritaire au réseau de chaleur. Cela signifie que pour l'arbre de solutions de rénovation du système de chauffage, l'optimiseur aura uniquement le choix de rester dans l'état initial ("Inchangé") ou de transformer le système de chauffage en réseau de chaleur.

La même méthode de modification des arbres de solutions sera utilisée pour ne pas autoriser des solutions d'isolation moins performante thermiquement que celle déjà présente sur le bâti.

La suite du chapitre est consacrée à l'application de la méthode d'optimisation temporelle, avec pour objectif de démontrer son utilité à travers une étude de cas portant sur plusieurs milliers de bâtiments résidentiels. Les résultats seront discutés d'un point de vue énergétique, financier, mais aussi politique.

3.7 Résultats

3.7.1 Définition de l'étude de cas

Cette étude porte sur 4 000 bâtiments réels sélectionnés aléatoirement dans la région de l'Isère, en France. Les Diagnostics de Performance Énergétique (DPE) utilisés sont issus de simulations effectuées en mode conventionnel (voir le chapitre 1).

La Figure 3.10 présente les principales caractéristiques de ces bâtiments, notamment la répartition des classes DPE, l'année de construction, et le type d'énergie de chauffage principale.

On observe que ce parc immobilier est principalement composé de bâtiments chauffés par la biomasse et l'électricité, et que ces vecteurs énergétiques fournissent les DPE les plus bas. L'année de construction est également significative : plus le bâtiment est ancien, plus la catégorie de DPE est élevée.

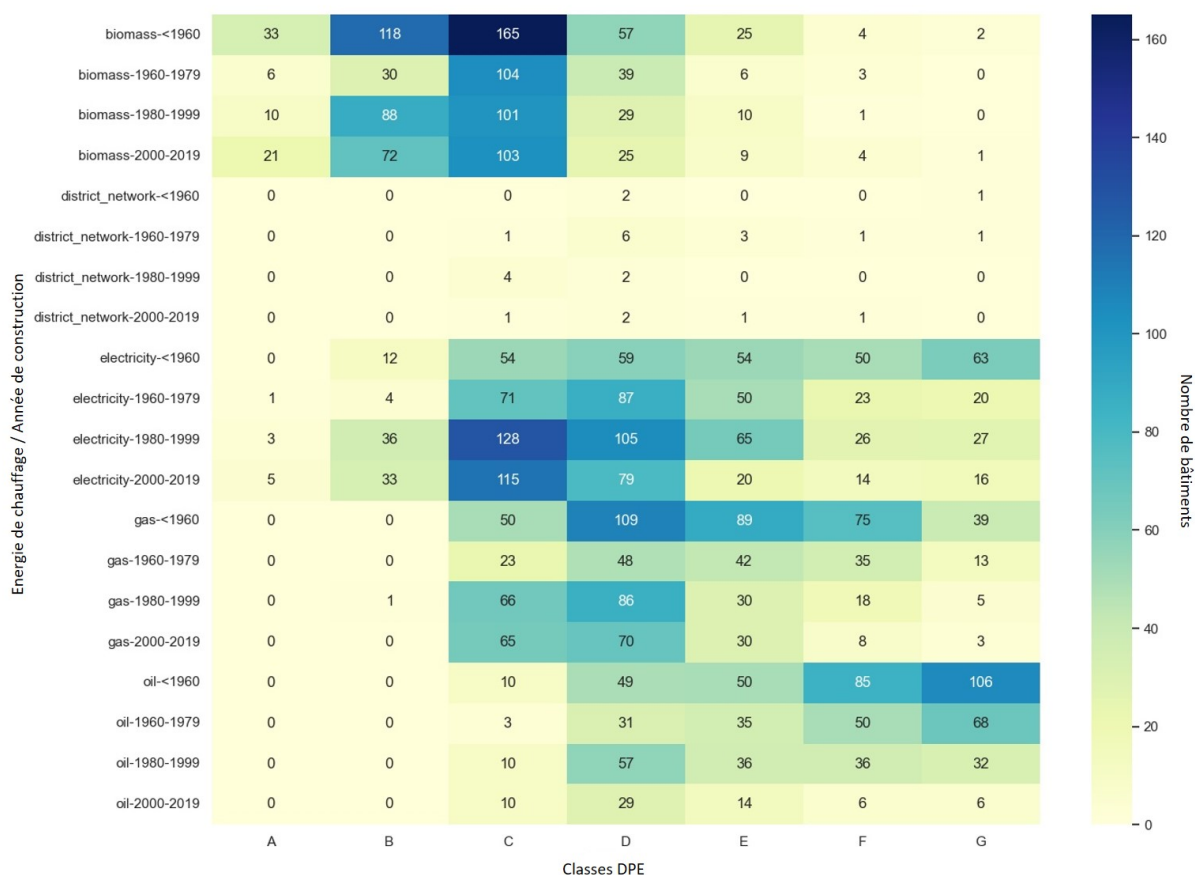


FIGURE 3.10 – Distribution des classes de DPE en fonction du type d'énergie de chauffage et des tranches d'années de construction (31%_électricité; 27%_biomasse; 23%_gaz; 18%_fuel; 1%_réseau de chaleur)

L'objectif de cette section est d'analyser la rénovation de ce parc immobilier afin de répondre aux objectifs du gouvernement français pour 2050 [137]. Pour y parvenir, le parc immobilier en 2050 devra réduire ses émissions de GES d'un facteur de 10 par rapport à 2019 et avoir une consommation énergétique moyenne de $80kWhEP/m^2/an$ (parc BBC).

Afin de vérifier que le résultat correspond bien aux attentes, l'état initial est simulé une première fois par Building Model sans optimiseur, pour calculer l'état initial du parc (mais aussi le calibrage, les adjacences et les masques par exemple).

Il est nécessaire de fixer un taux de rénovation annuel variable pour que le modèle puisse répartir les gestes de rénovations au fil du temps. En France, il y a un objectif de 700 000 rénovations par an d'ici 2030, soit environ 2,5% du parc immobilier par an. Pour modéliser la montée en puissance de la main d'oeuvre impliquée dans la rénovation [11], une évolution croissante du nombre de rénovation sera considérée : 1% chaque année de rénovation dans la première période temporelle (dy), puis 2,5% et enfin 4%.

Pour analyser cette ambition, le modèle SHAPE sera utilisé pour produire le scénario présenté dans le Tableau 3.11 pour le parc immobilier concerné (sans rénovation en 2050, qui est l'année cible).

L'optimisation sera donc effectuée par rapport au coût global actualisé avec 4 contraintes différentes sur

Métriques	Description
$O^1 = NPC$	Coût Présent Net (Équation 3.21)
$O_1^2 = O_{GHG_{12}}$	Réduction des émissions de GES par un facteur de 10 par rapport à 2019
$O_2^2 = O_{EC_DPE}$	Parc immobilier à une moyenne de $80kWhEP/m^2/an$
$O_3^2 = O_{PE}$	Pic électrique $\leq 110\%$ valeur initiale
$O_4^2 = O_{nb_reno}$	nb_reno_type (2020-2030) : 1% par an nb_reno_type (2030-2040) : 2,5% par an nb_reno_type (2040-2050) : 4% par an
$dy = 10$	L'arbre de décision sera construit pour les années 2020, 2030, 2040, et 2050 (chaque dy ans).

TABLE 3.11 – Optimisation scenario

les émissions de GES, un objectif de parc BBC, un nombre de rénovations annuelles par gestes et une valeur seuil pour le pic électrique. Le pic électrique a été défini dans le chapitre 1 et force le modèle à ne pas proposer de solutions nécessitant des investissements lourds dans le réseau électrique actuel. Les règles métiers évoquées dans la section précédente seront également appliquées.

3.7.2 Analyse des changements du parc immobilier

Le premier résultat que nous observons est qu'il existe un optimum pour le problème posé, et qu'il semble donc possible d'atteindre les ambitions du gouvernement français pour ce parc immobilier composé de 4 000 bâtiments. Avec ce résultat, il est maintenant possible d'analyser les métriques physiques qui contraignaient le modèle. Les Figures 3.11 et 3.12 montrent ainsi que les objectifs d'émissions de GES et de consommation énergétique en 2050 sont bien atteignables dans les conditions du modèle.

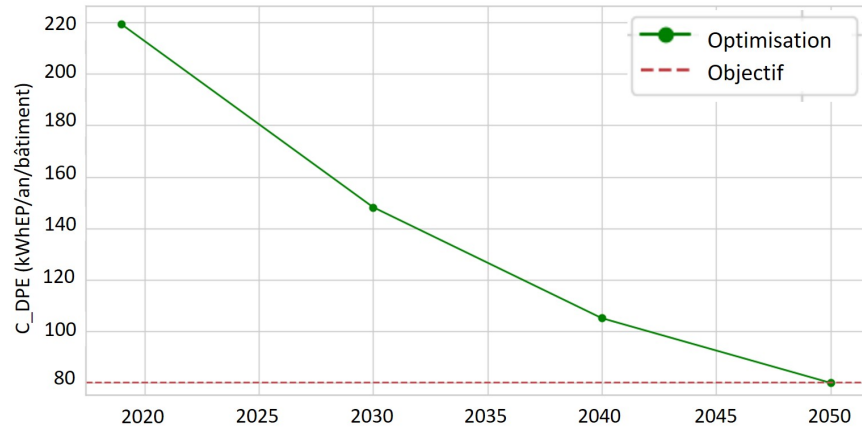


FIGURE 3.11 – Évolution de la consommation énergétique DPE pour chaque période dy

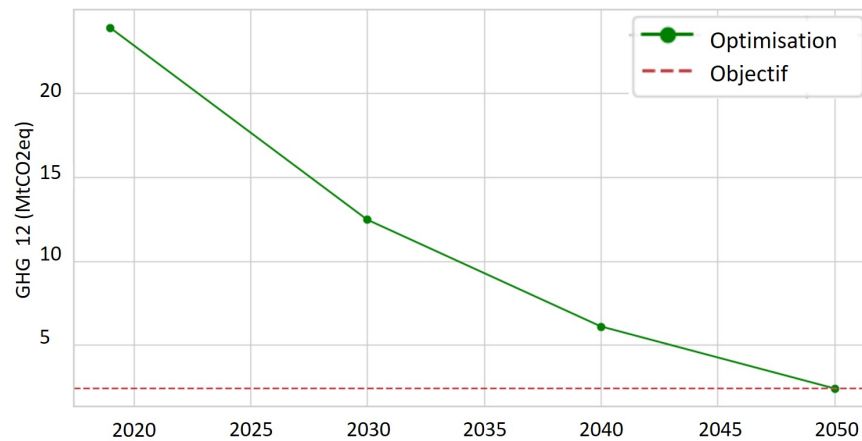


FIGURE 3.12 – Évolution des émissions de GES pour chaque période dy

Ces contraintes en émission de GES et consommation DPE sont bien dimensionnées dans cette étude car aucune n'a eu un impact plus grand que l'autre. En effet, elles sont toutes les deux atteintes dans la dernière période. On aurait pu penser qu'une réduction par 10 des émissions de GES entraînerait une réduction plus importante de la consommation énergétique. Cependant, cela peut s'expliquer par la sortie des énergies fossiles du mix énergétique, comme le montre la Figure 3.13 ci-dessous.

Cette Figure montre que toute l'énergie consommée doit être décarbonée d'ici 2050, avec un mix énergétique composé principalement d'électricité, mais aussi de biomasse, de réseaux de chaleur et de biogaz. Ce mix énergétique en 2050 peut être comparé à celui de la SNBC décrit par le gouvernement et présenté en Figure 3.14.

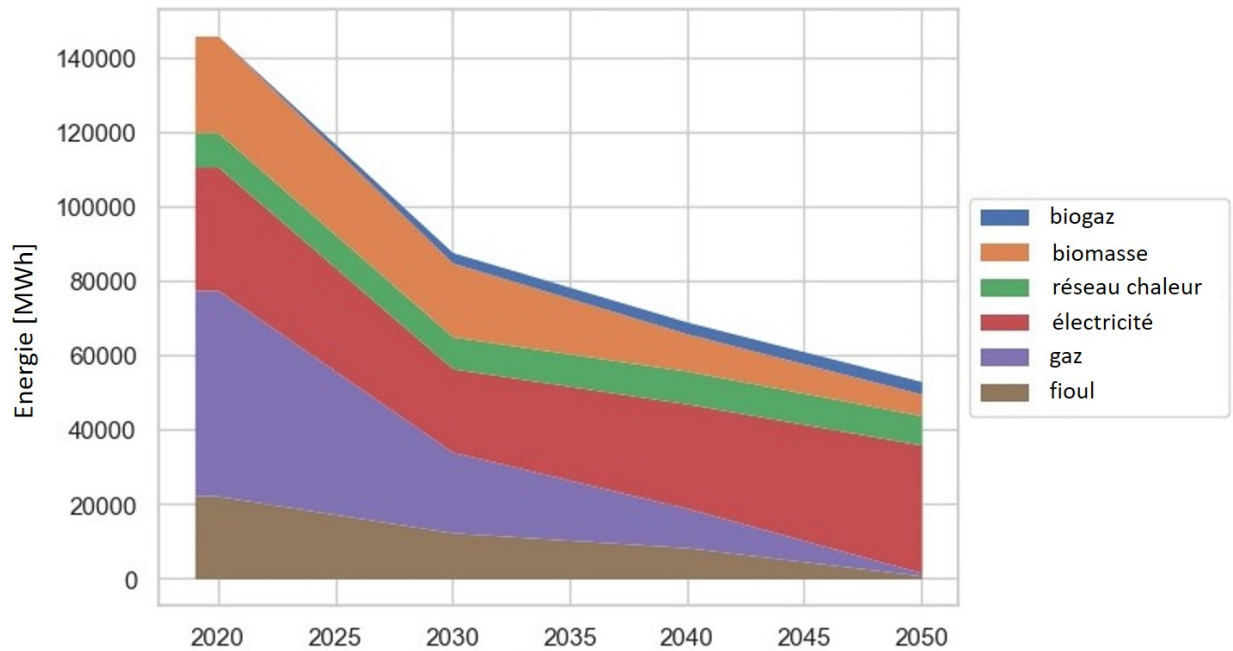


FIGURE 3.13 – Évolution du mix énergétique pendant la rénovation pour chaque période $d y$

Dans l'ensemble, l'évolution du mix énergétique est similaire à celle proposée, à l'exception de la biomasse, qui joue un rôle plus important. Cela peut être lié au coût des chaudières à biomasse ou au facteur d'émission considéré. Par exemple, dans la SNBC, les facteurs d'émission pour la biomasse sont nuls contrairement à notre hypothèse de $0.03 \text{ kgCO}_2\text{eq/kWh}$ utilisée ici.

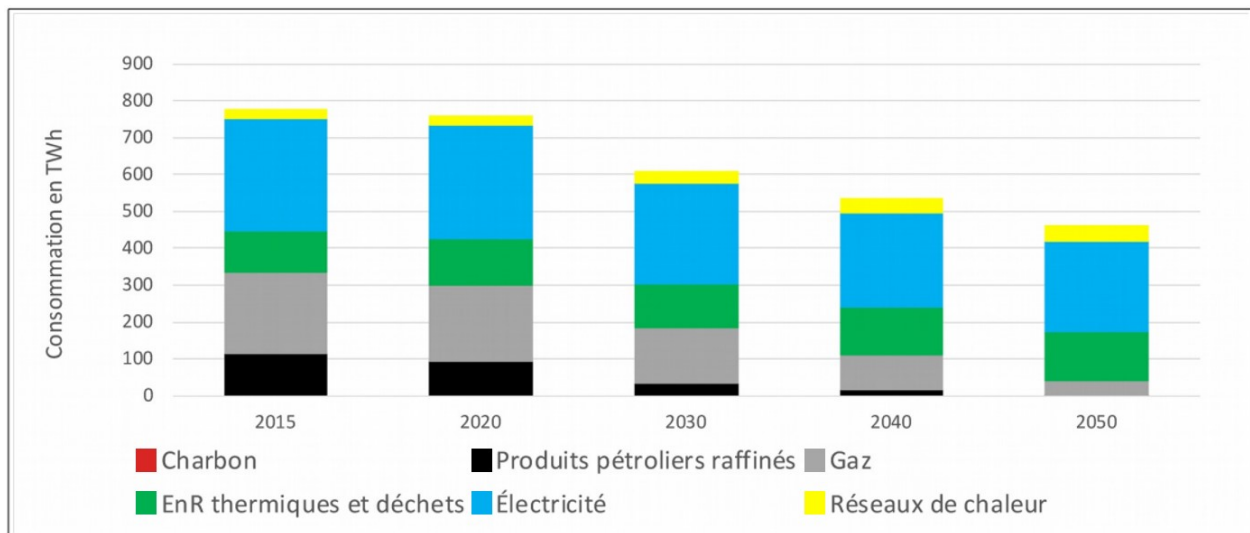


FIGURE 3.14 – Évolution du mix énergétique décrit dans la SNBC

L'impact sur la rénovation des bâtiments et les changements dans les systèmes de chauffage affectera la répartition des classes de DPE du parc immobilier. Cette évolution du parc DPE est présentée dans la Figure 3.15. On observe également que le parc respecte en moyenne le niveau BBC à l'horizon 2050.

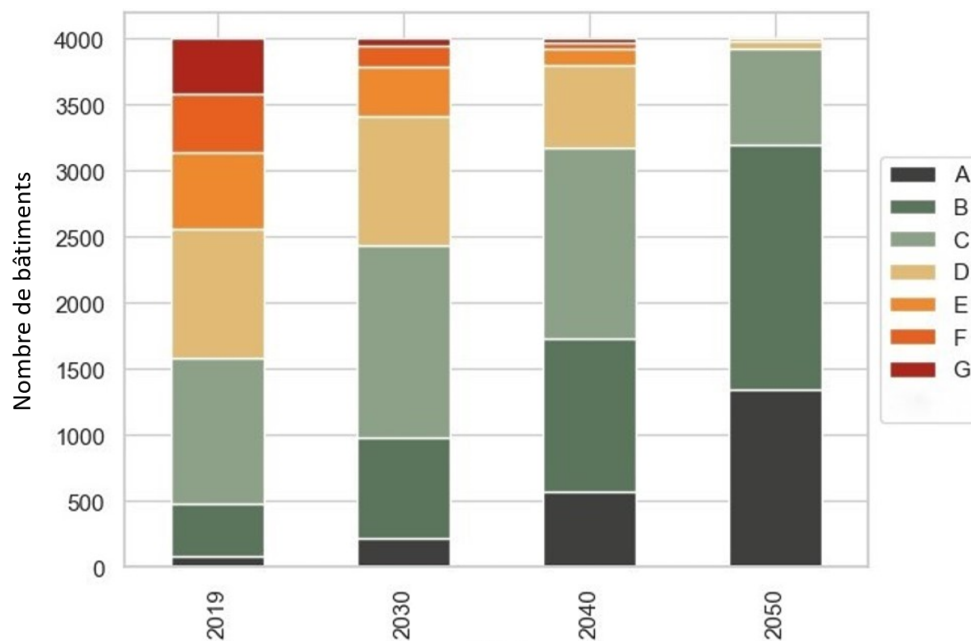


FIGURE 3.15 – Évolution des classes DPE du parc bâti pour chaque période d_y

Il y a eu une nette amélioration de ces classes et les bâtiments les plus énergivores ont presque tous été rénovés. Cela a été réalisé sans que la contrainte de rénovations des classes DPE F et G soient utilisées. Dans cet exemple, il est donc rentable économiquement de rénover toutes les passoires thermiques si l'on souhaite atteindre les objectifs gouvernementaux en 2050.

Le changement global dans le parc immobilier est illustré dans la Figure 3.16, qui présente clairement le changement des classes de DPE en énergie et GES pour chaque période considérée. La corrélation entre ces paramètres (3ème colonne) montre que les bâtiments les plus énergivores sont éradiqués majoritairement dès les premières périodes et que nous avons effectivement obtenu un parc immobilier qui émet et consomme moins d'énergie.

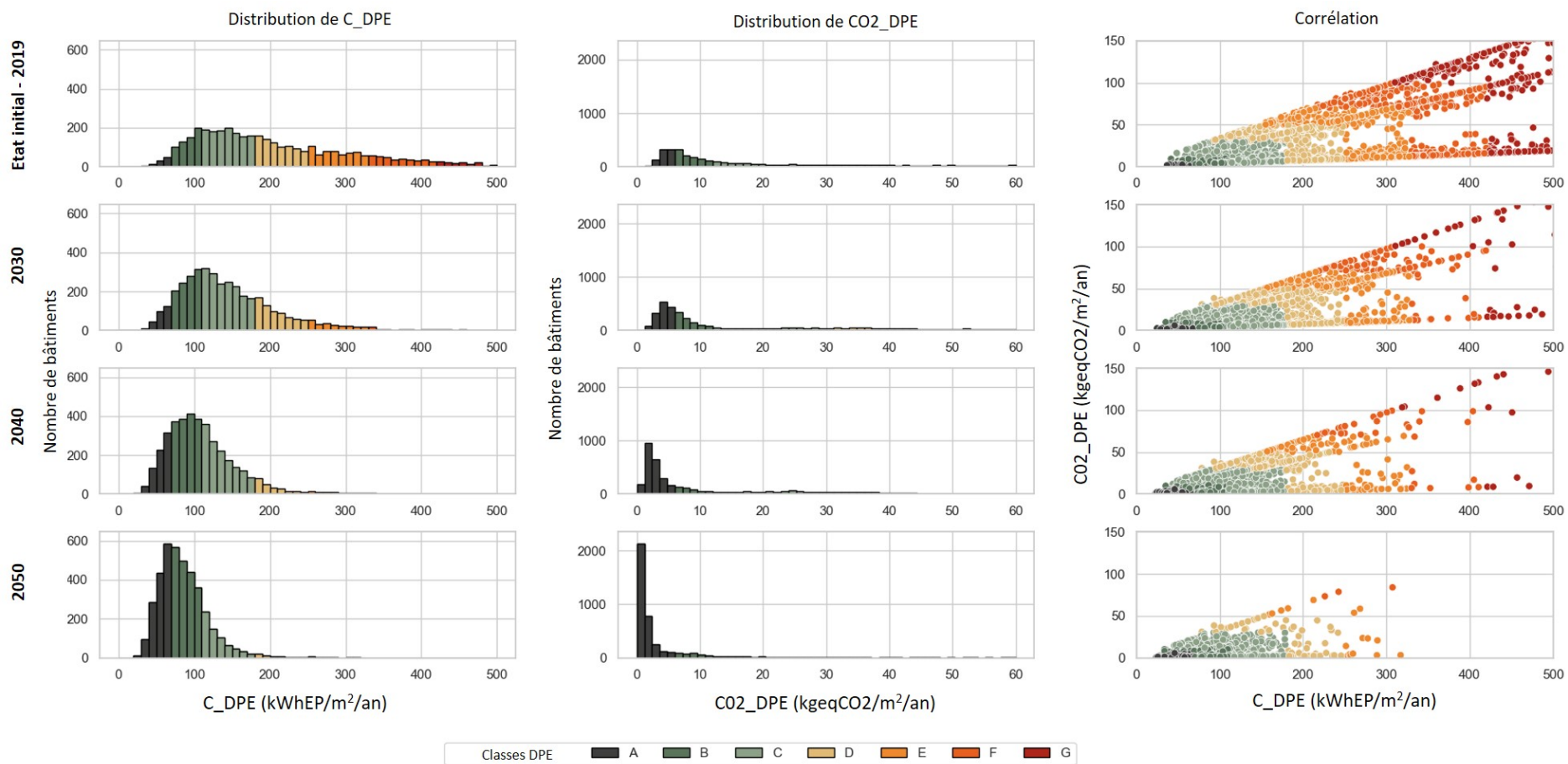


FIGURE 3.16 – Évolution des classes d’DPE énergétique et de GES du parc immobilier pendant la rénovation pour chaque période dy

L’analyse de l’évolution des paramètres physiques est maintenant terminée. Afin d’approfondir les résultats obtenus par le modèle SHAPE, un focus sur les bouquets de travaux mis en place ainsi que sur les paramètres économiques va être réalisé dans la section suivante.

3.7.3 Analyse des paramètres économiques et des paquets de rénovation

Il est maintenant intéressant d'examiner les options considérées par le modèle pour la rénovation du parc immobilier. Tous les bâtiments rénovés sont distribués comme le montre les Figures 3.17 et 3.18.

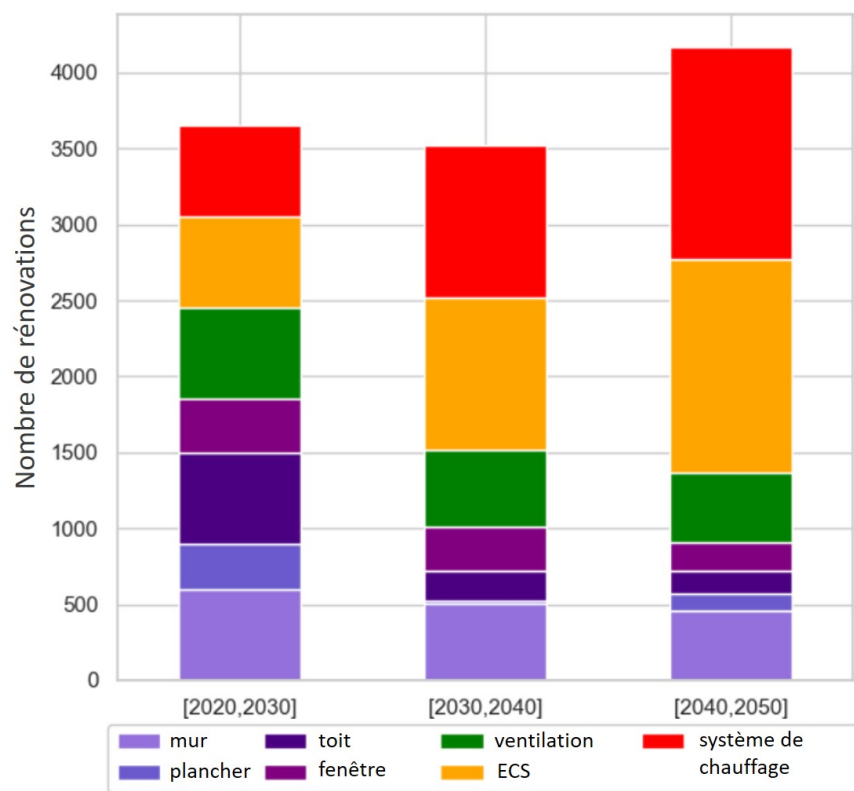


FIGURE 3.17 – Nombre de rénovations par période et par gestes

La Figure 3.17 montre l'évolution du nombre de rénovations par poste pour chaque période simulée. Dans les premières années, le nombre maximal de rénovations est appliqué. Dans les années ultérieures, les enveloppes sont moins affectées que les systèmes de chauffage. Cela peut s'expliquer par le coût plus élevé de l'isolation et des gains moins directs en GES. De plus, le retour sur investissement pour une isolation est moins direct que pour un changement de système de chauffage.

La Figure 3.18 montre également la distribution des bouquets de rénovations par bâtiment. En effet, 26% des rénovations effectuées sont des rénovations globales qui affectent les différents postes de rénovation¹¹ en une seule période temporelle. 24% des rénovations sont également des rénovations haute performance, où une rénovation de l'enveloppe est combinée avec au moins un autre composant (en vert foncé/clair ou violet foncé/clair) sur la figure.

Pour atteindre le facteur 10 de réduction des GES d'ici 2050, 50% des rénovations concerneront uniquement les systèmes de chauffage et d'ECS. Cela s'explique par la nécessité de décarboner le parc immobi-

11. Les différents postes de rénovation considérés pour avoir une rénovation globale sont 2 rénovations de l'enveloppe, la ventilation, le chauffage et l'ECS

lier en changeant les systèmes de chauffage ainsi que par le faible coût d'investissement sur ces systèmes de chauffage comparativement à l'enveloppe.

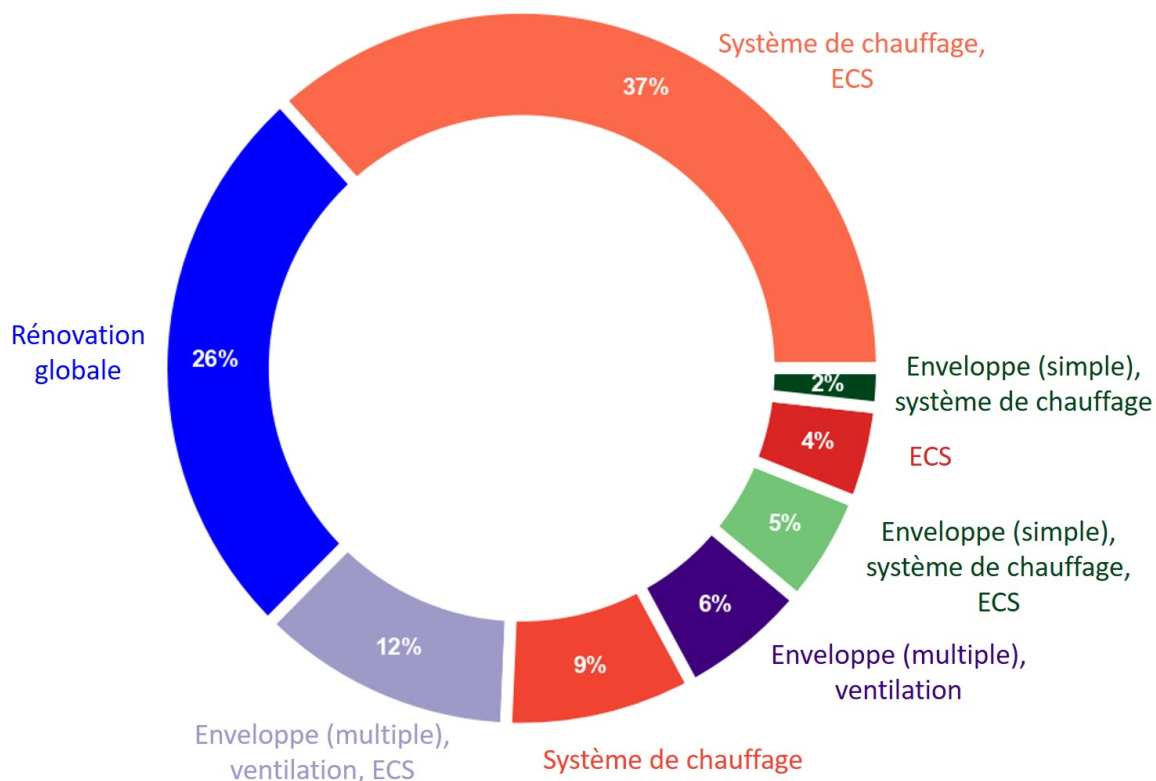


FIGURE 3.18 – Bouquets de rénovation du parc bâti

44% des rénovations sont des rénovations dites d'ampleur d'après la définition en Introduction . Ce sont des rénovations qui affectent plusieurs gestes sur l'enveloppe et au moins un autre poste. Cela correspond donc au zone bleu, violet foncé et violet clair sur la Figure 3.18.

Analyse économique

Pour conclure cette étude, une perspective économique et globale permet d'analyser ces résultats de manière approfondie. Tous les coûts présentés dans cette section sont des coûts actualisés.

La Figure 3.19 illustre l'investissement requis par tonne de gaz à effet de serre (tGES) économisée. Le coût d'abattement (en €/ tCO2eq) présenté dans cette figure est calculé à l'aide de l'équation 3.29 ci-dessous :

$$C_{y,b}^{abb} = \frac{I_{y,b}^{ANN}}{\Delta GES_{scope12}(y) \times (y_f - y)} \times 1000 \quad ; \quad \text{avec} \quad \Delta GES_{scope12}(y) = GES_{y,b} - GES_{y_i,b} \quad (3.29)$$

Ces données étayent les aspects économiques du modèle, révélant un coût médian d'abattement de 200 € par tGES économisé. Comparativement à la taxe carbone actuelle, évaluée à environ 100 €/tGES (voir

[138]), il est évident que la rénovation des bâtiments à ce niveau de taxe carbone n'est pas rentable. Cependant, cette analyse offre une estimation précieuse du budget nécessaire. En outre, il est essentiel de comparer ces coûts avec ceux rapportés dans une étude gouvernementale française [139], qui situe les coûts d'abattement entre 100 et 500 € pour les réductions d'émissions ciblées.

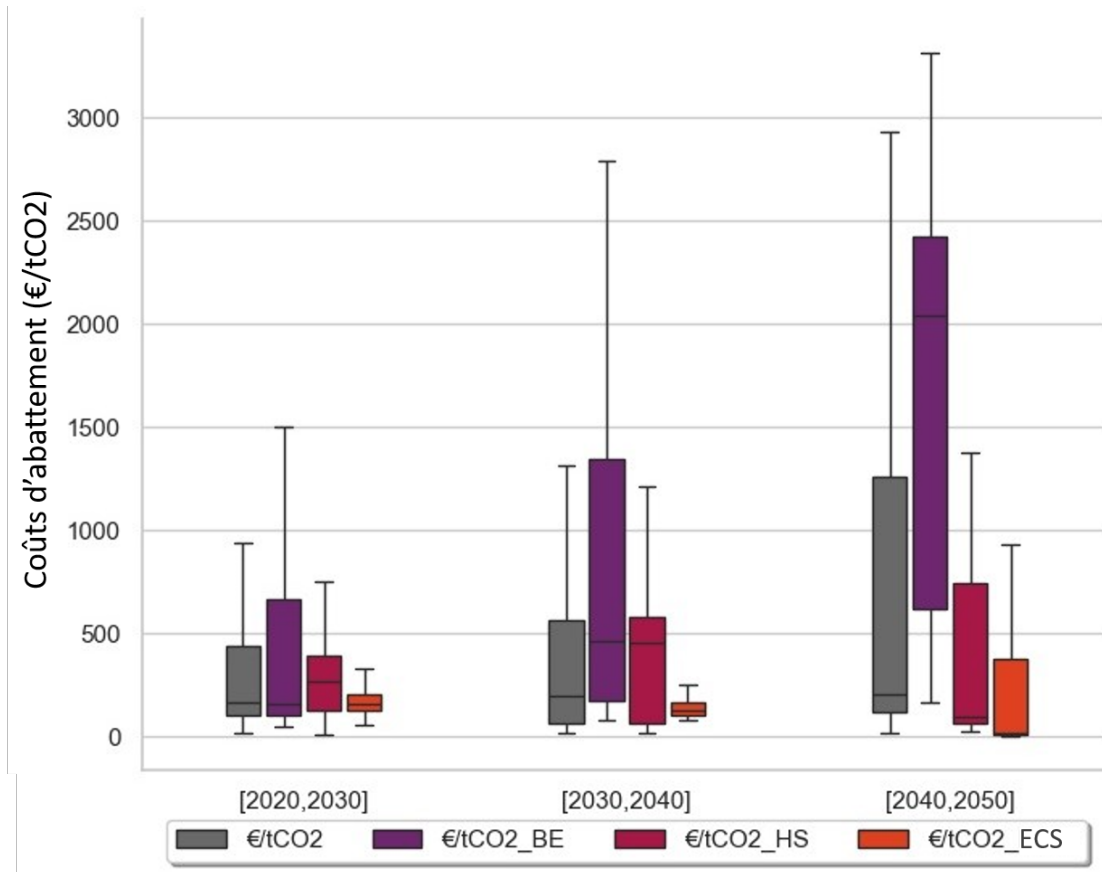
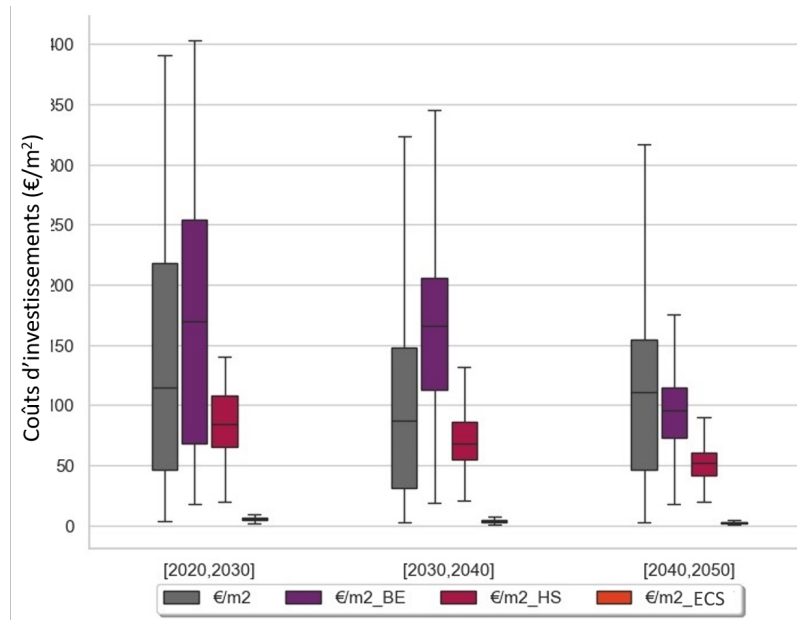


FIGURE 3.19 – Coûts d'abattement par type de rénovation et par année

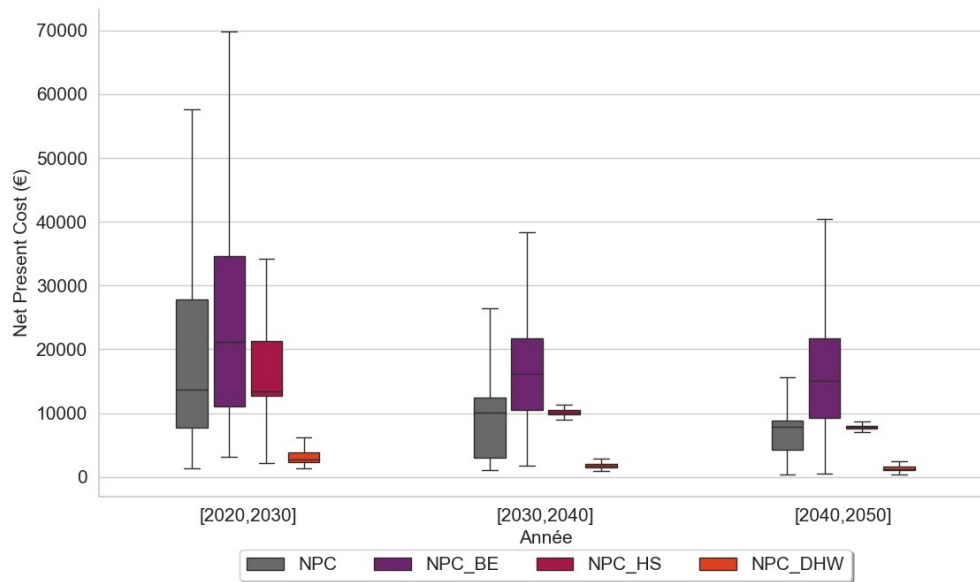
L'analyse de l'évolution des coûts de rénovation entre 2020 et 2050 révèle que les coûts médians demeurent relativement constants dans l'ensemble. Néanmoins, une augmentation notable des coûts médians est observée en Figure 3.20a pour les travaux d'enveloppe du bâtiment. Cette tendance pourrait s'expliquer par une diminution, selon le modèle, du retour sur investissement en termes de réduction de carbone sur le long terme. Ce résultat se vérifie également sur la Figure 3.17 qui illustre une baisse progressive du nombre de rénovations par isolation au fil des années.

Au contraire, le nombre de rénovations des systèmes de chauffage demeure élevé en 2050. Cette persistance s'explique par l'existence de solutions moins onéreuses pour le chauffage et l'ECS que pour l'enveloppe, qui contribuent néanmoins efficacement à l'atteinte des objectifs de réduction des gaz à effet de serre et de consommation énergétique.

La Figure 3.20a offre une perspective plus opérationnelle sur l'application des coûts d'investissement. Elle met en évidence que les travaux les plus conséquents concernant l'enveloppe des bâtiments devraient être priorités et initiés dès les premières années. Cette approche stratégique vise à maximiser



(a) Coût d'investissement par m2 par type de rénovation et par année



(b) Net Present Costs par type de rénovation et par année

FIGURE 3.20 – total

l'efficacité énergétique et à réduire les émissions de gaz à effet de serre dès le début de la période considérée. Ce résultat est logique d'un point de vue réduction de GES mais illustre qu'il l'est également au regard des investissements à réaliser dans le temps.

La Figure 3.20b illustre l'évolution du coût global au cours des différentes périodes d'optimisation. On observe que le NPC diminue au cours du temps, ce qui correspond à de l'abattement dû à l'empilement des économies d'énergie engendrées depuis 2020.

Les analyses effectuées dans cette section valident l'approche actuelle du modèle SHAPE avec ces différentes données. Cependant, certains paramètres de simulation et d'optimisation sont discutés dans la section suivante.

3.8 Discussion

3.8.1 Hypothèses sur les solutions de rénovation

L'actuel modèle de rénovation n'intègre pas encore le **remplacement des équipements en fin de vie** (si l'équipement à une durée de vie plus courte que la période d'analyse), principalement en raison de la difficulté d'accès aux informations sur l'âge des équipements existants dans les bâtiments. Pour intégrer cet aspect, il sera nécessaire de modifier les arbres de décision du modèle afin de permettre le remplacement des systèmes obsolètes par des versions plus récentes et plus efficaces.

D'autre part, **la transition des systèmes de chauffage de type collectif vers des systèmes individuels** n'a pas été modélisée dans cette étude, en raison du manque de données fiables concernant les coûts associés à un tel changement. Cependant, cette omission n'entrave pas techniquement la mise en œuvre des différentes solutions de rénovation envisagées. L'intégration de cette dimension dans le modèle sera envisagée dès que des informations adéquates seront disponibles, permettant ainsi une évaluation plus complète des options de rénovation et de leurs impacts.

3.8.2 Hypothèses de simulation

Les hypothèses de simulation établies dans [89] restent pertinentes et doivent être considérées dans ce contexte. Parmi ces hypothèses, l'anticipation d'une augmentation de l'utilisation de la climatisation en France, comme mentionné dans [58], est particulièrement significative. Cette tendance soulève la nécessité d'intégrer les besoins en refroidissement dans le modèle de rénovation. De même, afin de représenter des simulations DPE de manière plus cohérente, la prise en compte du froid est nécessaire.

Jusqu'à présent, les besoins en refroidissement n'ont pas été inclus dans le modèle, et par conséquent, ils n'ont pas été pris en compte dans les stratégies de rénovation étudiées. Étant donné que, selon [58], environ 25 % des bâtiments en France sont déjà équipés de systèmes de climatisation, l'impact de l'intégration de ces besoins en refroidissement pourrait être significatif pour les stratégies de rénovation proposées. Il est donc crucial d'envisager l'inclusion de ces paramètres dans les modèles futurs pour garantir une analyse complète et représentative des besoins énergétiques et de leur impact sur les stratégies de rénovation énergétique.

De même, la modélisation de l'intégration des **solutions solaires** dans le modèle de rénovation actuel se heurte également à un problème similaire : l'accès limité aux données pertinentes. Cette lacune affecte la capacité à évaluer de manière précise et fiable les coûts, les bénéfices, et l'impact potentiel de l'installation de solutions solaires dans les bâtiments. Comme pour les autres aspects du modèle, des travaux sont en cours pour obtenir ces données et intégrer ces solutions dans le modèle pour enrichir et améliorer l'analyse des options de rénovation énergétique.

Concernant la température de consigne dans le bâtiment, "la température a été fixée à 19°C, considérant les logements comme une seule zone thermique, et la période de chauffage allait du 1er octobre au 20 mai." [89] Il est également important de noter que les efforts actuels basés sur la sobriété et ce afin de réduire la consommation d'énergie ne sont pas intégrés dans le modèle, malgré leur rôle crucial dans la réussite de la transition énergétique globale. Selon [140], ces efforts représentent environ 15 % de réduction dans le secteur résidentiel.

Cette lacune pourrait être comblée dans des études futures en modifiant les températures de consigne dans divers bâtiments. Un tel ajustement permettrait de simuler l'impact des comportements de sobriété énergétique sur la consommation globale d'énergie. En prenant en compte ces pratiques de réduction de la consommation, le modèle pourrait offrir une vision plus complète et plus précise de l'efficacité des stratégies de rénovation énergétique et de leur contribution à la transition énergétique.

3.8.3 Hypothèses d'optimisation

Le paramètre dy joue un rôle crucial en influençant significativement **le temps de calcul et les besoins en mémoire** des ordinateurs utilisés pour cette étude. Lors des expériences de calcul menées, la station de travail utilisée était équipée d'un processeur quad-core supportant huit processeurs logiques (threads) et disposait de 31,7 gigaoctets de mémoire vive (RAM). Cette configuration matérielle a un impact direct sur la performance et l'efficacité des calculs. La Figure 3.21 illustre les temps de calcul nécessaires pour mener à bien ces optimisations, mettant en lumière la relation entre le paramètre dy et les ressources informatiques requises.

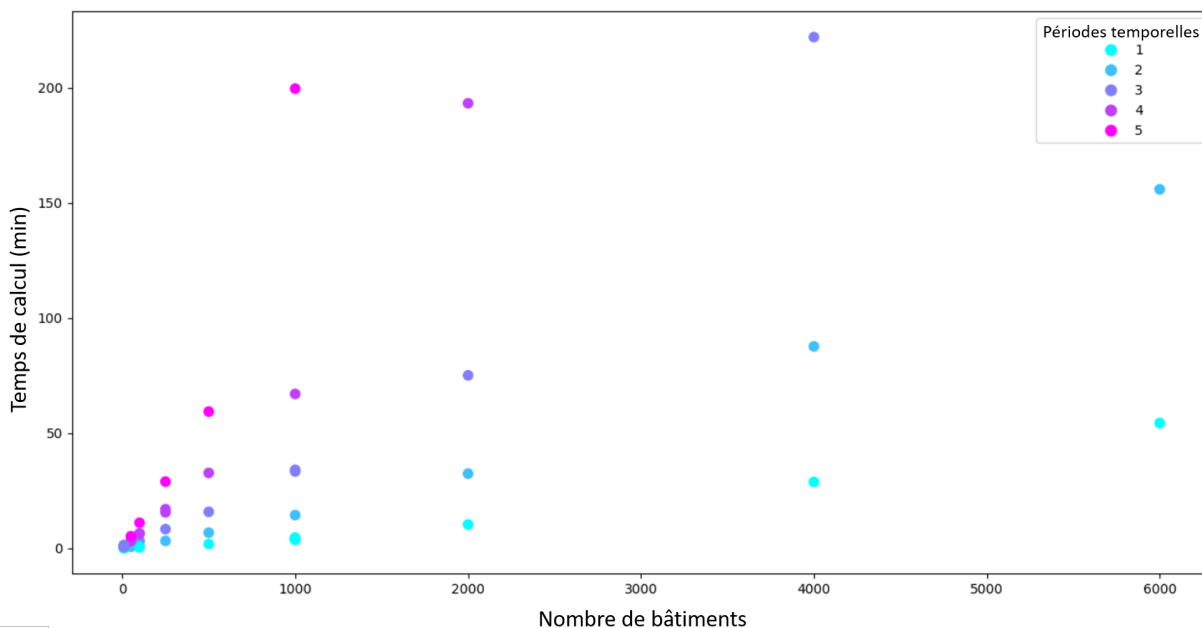


FIGURE 3.21 – Temps de calcul en fonction du nombre de bâtiments et des périodes

La contrainte de la capacité informatique, en particulier la mémoire disponible et le temps de calcul, rend impossible l'utilisation d'un pas de temps annuel sur le type d'ordinateur décrit pour cette étude

avec 4,000 bâtiments. Toutefois, un pas de temps quinquennal (tous les 5 ans) pourrait offrir un compromis viable. Un tel intervalle fournirait davantage de détails sur les différentes stratégies de rénovation à adopter, tout en restant suffisamment flexible pour les besoins des autorités locales ou des propriétaires privés.

Pour pallier le problème de mémoire, il serait judicieux de considérer l'ajout d'études de **dispatch nesting**, comme suggéré dans [141]. Cette approche permettrait de subdiviser plus finement les périodes analysées, optimisant ainsi l'utilisation de la mémoire et améliorant la capacité du modèle à gérer des pas de temps plus courts sans compromettre la performance globale du système informatique.

La méthode employée dans cette étude, consistant à choisir de manière arbitraire **le nombre de rénovations par période** pour chaque typologie de bâtiment, ouvre la voie à d'autres analyses. Il serait particulièrement instructif d'examiner comment un choix différent concernant cette politique de rénovation pourrait influencer les résultats. Un tel examen permettrait d'évaluer la sensibilité du modèle à différentes stratégies de rénovation et d'identifier les approches les plus efficaces pour réduire les émissions de gaz à effet de serre (GES).

Dans une étape ultérieure, il est prévu d'analyser les émissions de GES liées aux **émissions indirectes des matériaux utilisés** pour la rénovation. Cette analyse complémentaire est cruciale pour évaluer l'impact carbone total des différentes stratégies de rénovation. En tenant compte des émissions indirectes, il sera possible de fournir une image plus complète et précise de l'empreinte carbone globale des projets de rénovation, permettant ainsi de formuler des recommandations plus cohérentes et durables pour les politiques de rénovation énergétique.

3.9 Conclusion du chapitre

En conclusion, ce chapitre a présenté un modèle d'optimisation qui s'appuie sur un modèle de simulation énergétique linéaire de type Bottom-Up. Ce modèle est basé sur des données détaillées concernant les bâtiments et leur consommation énergétique. Un aspect innovant de ce modèle est l'application d'une optimisation multi-étapes, adaptant le problème classique du sac à dos pour optimiser la séquence des travaux de rénovation dans les bâtiments. De plus, une stratégie a été définie pour simplifier les arbres de décision en utilisant des combinaisons théoriques.

Les modèles d'optimisation comme celui-ci sont extrêmement utiles pour identifier des solutions de rénovation énergétique rentables et pour analyser les stratégies sur l'ensemble du cycle de vie des bâtiments. Néanmoins, plusieurs défis subsistent. La complexité inhérente au processus d'optimisation, la nécessité d'intégrer une multitude de facteurs dans un laps de temps de calcul raisonnable, et le manque de données détaillées et fiables sont autant de facteurs qui peuvent affecter la précision et l'efficacité des simulations. Ces défis soulignent l'importance d'une amélioration continue des modèles et de l'acquisition de données plus complètes pour affiner davantage les prédictions et les recommandations.

Le modèle développé dans cette étude met en évidence la nécessité de décarboner intégralement l'énergie consommée dans le cadre de l'étude de cas d'ici 2050. Pour y parvenir, il prévoit un mix énergétique diversifié, composé principalement d'électricité, de biomasse, de chauffage urbain, et d'une proportion

plus faible de biogaz. L'impact de ce changement sur les rénovations de bâtiments et la modification des systèmes de chauffage est significatif, améliorant considérablement les classes de performance énergétique (DPE) du parc immobilier.

Les rénovations suggérées par ce modèle de rénovation sont examinées en détail, y compris un certain nombre de rénovations globales qui pourraient permettre d'atteindre des objectifs de performance énergétique plus ambitieux. Ces rénovations sont cruciales non seulement pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments, mais aussi pour contribuer à l'atteinte des objectifs environnementaux à long terme.

L'étude souligne également l'urgence d'accélérer la rénovation du parc immobilier pour répondre aux objectifs environnementaux. En effet, plus tôt les rénovations débutent et plus elles sont étendues, plus l'impact sur la réduction des émissions de CO₂ sera important, soulignant ainsi la nécessité d'une action rapide et efficace dans le domaine de la rénovation énergétique des bâtiments.

Les résultats et implications dégagés par cette étude indiquent que le modèle présenté dans ce chapitre pourrait servir d'outil d'aide à la décision précieux pour les responsables politiques et administratifs. Il offre une base solide pour la planification et la mise en œuvre de rénovations de bâtiments à l'échelle territoriale, en prenant en compte les facteurs économiques et environnementaux.

La prochaine étape logique consisterait à appliquer ce modèle à des scénarios de rénovation dans des municipalités existantes. Cela impliquerait d'examiner les plans de rénovation actuellement en place dans ces villes et de les comparer aux objectifs nationaux en matière d'efficacité énergétique et de réduction des émissions de CO₂. Une telle démarche permettrait non seulement d'évaluer la faisabilité et l'efficacité des plans de rénovation actuels, mais aussi de proposer des ajustements ou des améliorations en fonction des résultats du modèle.

Ce processus aiderait les villes à aligner leurs stratégies locales avec les objectifs nationaux et internationaux de développement durable, tout en fournissant des informations précieuses pour optimiser les investissements et maximiser les bénéfices environnementaux et économiques des projets de rénovation. En fin de compte, l'utilisation de ce modèle pourrait contribuer à une approche plus cohérente et intégrée de la rénovation énergétique à l'échelle des municipalités, alignée sur les efforts globaux de lutte contre le changement climatique.

Cette section de développement d'une optimisation temporelle et d'analyses de premiers résultats a fait l'objet d'une publication dans le journal *Applied Energy* (CiteScore : 21.1 ; IF : 11.2) en mars 2024 [142].

Chapitre 4

Application de la méthodologie à grande échelle

Table des matières

4.1	Revue de littérature des textes politiques sur la rénovation énergétique	118
4.1.1	Plans Climat-Air-Énergie Territoriaux (PCAET)	120
4.1.2	Impact sur le Secteur du Bâtiment	121
4.1.3	Limites des PCAET	122
4.1.4	Utilisation d'un modèle d'optimisation	122
4.1.5	Passage à l'échelle et nécessité d'utilisation du clustering	123
4.2	Contribution du chapitre	123
4.3	Revue de littérature clustering	124
4.3.1	Nécessité d'utilisation du clustering	124
4.3.2	Revue des différents algorithmes de clustering	125
4.3.3	Description et étapes du clustering hiérarchique	126
4.4	Description de la méthode de clustering	128
4.4.1	Clustering utilisé	128
4.4.2	Fonctionnement	128
4.4.3	Modification dans l'optimisation	129
4.4.4	Validation des résultats de clustering	130
4.5	Cas d'étude : analyse à grande échelle	134
4.5.1	Analyse de PCAET de métropoles françaises	134
4.5.2	Réalisation du clustering des métropoles	136
4.5.3	Définition des scénarios d'optimisation	142
4.6	Résultats	143
4.6.1	Discussion des PCAET	143
4.6.2	Apports complémentaires au PCAET de Nantes	146
4.6.3	Scénario basé sur les PCAET	154
4.6.4	Comparaison entre les agglomérations	156
4.7	Discussion	160
4.8	Conclusion du chapitre	161

Introduction

Ce chapitre marque une étape importante dans l'application des méthodologies développées dans les sections précédentes de cette thèse. Il se concentre sur l'élaboration d'une stratégie optimale pour la rénovation des bâtiments résidentiels à l'échelle métropolitaine. Cette tâche, à la fois ambitieuse et complexe, nécessite une approche méthodique et innovante pour gérer efficacement les défis liés à l'ampleur et à la diversité des bâtiments concernés.

L'objectif principal de ce chapitre est double. Premièrement, nous cherchons à établir une méthode de clustering spécifiquement adaptée à notre cas d'étude. L'importance de cette méthode réside dans sa capacité à réduire considérablement le temps de calcul et les besoins en mémoire, rendant ainsi l'analyse de grandes métropoles faisable et efficace. Ce clustering permet de regrouper les bâtiments ayant des caractéristiques similaires, offrant une perspective simplifiée mais précise pour l'élaboration des stratégies de rénovation. Ces clusters ne sont pas fixés comme des archétypes mais évoluent en fonction de la zone géographique considérée ou du nombre de clusters.

Dans un second temps, nous appliquons cette méthode de clustering pour examiner les plans climatiques de quatre métropoles françaises : Lille, Grenoble, Toulouse et Nantes. Chacune de ces villes possède ses caractéristiques uniques et ses défis spécifiques en matière de rénovation énergétique des bâtiments résidentiels. Cette analyse nous permet non seulement de tester l'efficacité de notre méthode de clustering, mais aussi d'offrir des apports stratégiques et adaptés pour chaque métropole.

En somme, ce chapitre vise à faire le lien entre la théorie et la pratique, en appliquant les méthodes développées précédemment à des cas d'études concrets et significatifs. Les résultats obtenus ici auront des implications importantes non seulement pour les politiques de rénovation énergétique, mais aussi pour la planification urbaine et le développement durable des grandes métropoles.

4.1 Revue de littérature des textes politiques sur la rénovation énergétique

En France, la réglementation en matière de planification énergétique et de rénovation énergétique est dense et diversifiée, couvrant un large éventail d'actions, allant de l'installation de systèmes énergétiques renouvelables à la rénovation thermique des bâtiments pour réduire leur consommation énergétique. Les textes législatifs et réglementaires, à différentes échelles territoriales, visent à encadrer et à orienter les actions des collectivités, des entreprises et des citoyens vers une plus grande efficacité énergétique et un moindre impact environnemental. Ces mesures sont essentielles pour atteindre les objectifs de réduction des émissions de gaz à effet de serre, d'amélioration de la qualité de l'air, et d'atteinte de la neutralité carbone à l'horizon 2050.

Le Tableau 4.1 suivant présente une synthèse des principaux textes réglementaires qui structurent la politique énergétique en France, détaillant leur nom, échelle territoriale et description.

Nom	Échelle territoriale	Description
Loi énergie-climat	Nationale	Vise à lutter contre les passoires thermiques, soutenir la filière hydrogène, et promouvoir l'installation de panneaux solaires sur les nouveaux bâtiments. Introduit la notion de communautés d'énergies renouvelables.
Stratégie nationale bas-carbone (SNBC)	Nationale	Définit les orientations de la France pour réduire ses émissions de gaz à effet de serre et atteindre la neutralité carbone d'ici 2050. Révisée tous les 5 ans.
Loi de transition énergétique pour la croissance verte	Nationale	Fixe les objectifs de réduction de la consommation énergétique, d'augmentation de la part des énergies renouvelables dans le mix énergétique et de diminution des émissions de gaz à effet de serre.
Loi relative à l'énergie et au climat	Nationale	Actualise les objectifs de la France en matière de politique énergétique et climatique, notamment en alignant les objectifs nationaux sur l'Accord de Paris et en renforçant la régulation et le suivi des mesures.
PCAET (Plan Climat-Air-Énergie Territorial)	Intercommunal	Cadre d'action pour les collectivités dans la lutte contre le changement climatique. Il vise à réduire les émissions de GES, adapter le territoire au changement climatique, et développer les énergies renouvelables.
Planification territoriale des énergies renouvelables	Intercommunal	Met les collectivités au cœur de la planification énergétique, leur permettant de définir des zones d'accélération pour le développement des énergies renouvelables. Fournit des guides et des fiches thématiques pour les élus.
SCOT (Schéma de Cohérence Territoriale)	Supra-communal	Document d'urbanisme qui détermine, à une échelle plus large que le PLU, les orientations générales de l'organisation de l'espace et de la politique de développement durable du territoire.
Plans Locaux d'Urbanisme (PLU)	Municipale	Outils de planification urbaine définissant les règles d'aménagement et de construction, pouvant inclure des dispositions pour la transition énergétique et le développement durable.
Convention des Maires	Locale	Initiative européenne engageant les collectivités locales et territoriales à augmenter l'efficacité énergétique et l'utilisation des sources d'énergie renouvelable sur leurs territoires.

TABLE 4.1 – Principaux textes encadrant la planification et la rénovation énergétique en France, triés par échelle territoriale.

Il est pertinent d'examiner les documents qui fournissent des orientations spécifiques pour la rénovation du parc résidentiel bâti, en mettant l'accent sur les défis environnementaux. À cet égard, l'analyse du PCAET apparaît comme une démarche judicieuse.

Les différentes agglomérations françaises ont une obligation de définir des stratégies pour décliner les objectifs environnementaux et énergétiques nationaux à leur échelle. La section suivante décrit ces stratégies ainsi que leurs limites actuelles.

4.1.1 Plans Climat-Air-Énergie Territoriaux (PCAET)

Les Plans Climat-Air-Énergie Territoriaux (PCAET) représentent une démarche globale et intégrée, adoptée par les collectivités territoriales en France, pour lutter contre le changement climatique et améliorer la qualité de l'environnement¹. Ils englobent une variété d'actions visant à réduire les émissions de gaz à effet de serre (GES), à améliorer la qualité de l'air, à économiser l'énergie, et à développer les énergies renouvelables. Ils sont ancrés dans la législation française depuis plusieurs années et ont connu des évolutions importantes, notamment avec la Loi de Transition Énergétique pour la Croissance Verte de 2015. Voici un aperçu détaillé des textes de loi concernant les PCAET, y compris leur instauration, les obligations des métropoles et les critères de taille.

Les PCAET ont été formalisés dans le cadre de la loi Grenelle II de 2010 (Loi n° 2010-788 du 12 juillet 2010), qui a introduit l'obligation pour les collectivités territoriales de réaliser un plan climat-énergie. La Loi de Transition Énergétique pour la Croissance Verte (LTECV), adoptée en août 2015, a renforcé ces dispositions. Cette loi (Loi n° 2015-992 du 17 août 2015) a élargi le périmètre des PCAET pour inclure non seulement les enjeux énergétiques mais aussi la qualité de l'air, d'où le changement de nom de plan climat-énergie territorial en plan climat-air-énergie territorial. Selon la LTECV, les PCAET sont obligatoires pour toutes les intercommunalités à fiscalité propre de plus de 20 000 habitants. Cela inclut les métropoles, les communautés urbaines, d'agglomération, et de communes.

Ces plans sont conçus pour être des outils complets et dynamiques qui guident les collectivités territoriales françaises dans leur lutte contre le changement climatique et leurs efforts d'amélioration de la qualité de l'air. Leur contenu et leurs objectifs sont structurés de manière à couvrir plusieurs aspects clés :

- Diagnostic : Le diagnostic est la première étape cruciale d'un PCAET. Il implique une analyse détaillée de la situation actuelle du territoire en termes d'émissions de gaz à effet de serre, de consommation d'énergie, de sources de pollution de l'air, et de vulnérabilité au changement climatique. Cette évaluation permet de déterminer les secteurs prioritaires d'intervention (comme le transport, le logement, l'industrie, etc.) et de fixer des objectifs réalistes et mesurables.
- Stratégie Territoriale : Basée sur le diagnostic, la stratégie territoriale définit les orientations à long terme pour le territoire. Elle inclut l'élaboration de scénarios de transition énergétique et climatique, la détermination des objectifs de réduction des émissions de GES, l'amélioration de l'efficacité énergétique, et le développement des énergies renouvelables. Cette stratégie vise également à renforcer la résilience du territoire face aux impacts du changement climatique.

1. <https://agirpourlatransition.ademe.fr/collectivites/amenager-territoire/planification-territoriale/pcaet>

- Programme d'Actions : Cette partie du PCAET détaille les actions concrètes à mettre en œuvre pour atteindre les objectifs fixés. Cela peut inclure la promotion de la mobilité durable, le soutien à la rénovation énergétique des bâtiments, l'implantation d'infrastructures pour les énergies renouvelables, des mesures pour préserver et améliorer la qualité de l'air, et des actions de sensibilisation et d'éducation environnementale.
- Suivi et Évaluation : Les PCAET doivent intégrer des mécanismes de suivi et d'évaluation pour mesurer l'efficacité des actions mises en place et leur impact sur les objectifs fixés. Cela implique la collecte régulière de données, la mise à jour des indicateurs de performance, et l'ajustement des stratégies et actions en fonction des résultats obtenus et des évolutions contextuelles. Les PCAET en France doivent être révisés tous les six ans. Cette périodicité permet aux collectivités de mettre à jour leurs plans en fonction de l'évolution des connaissances scientifiques, des technologies, des politiques nationales et internationales, et des conditions locales.

En somme, les PCAET sont des outils stratégiques et opérationnels qui permettent aux collectivités de piloter efficacement la transition énergétique et climatique sur leur territoire, en adoptant une approche intégrée et en impliquant l'ensemble des acteurs locaux.

4.1.2 Impact sur le Secteur du Bâtiment

Un des secteurs clés ciblé par les PCAET est le secteur du bâtiment. Ce dernier joue un rôle crucial, car il est responsable d'une part significative de la consommation énergétique et des émissions de GES. Dans ce contexte, la rénovation énergétique des bâtiments existants devient une priorité. Elle vise à accroître l'efficacité énergétique des constructions et à réduire leur impact environnemental. Cela inclut des initiatives telles que l'amélioration de l'isolation thermique, l'installation de systèmes de chauffage plus performants, et l'intégration de solutions basées sur les énergies renouvelables, comme les panneaux solaires.

La rénovation énergétique contribue non seulement à la réduction des émissions de CO₂ et à l'économie d'énergie, mais aussi à l'amélioration du confort de vie. Elle joue ainsi un rôle déterminant dans l'atteinte des objectifs fixés par les PCAET, tout en s'inscrivant dans les engagements plus larges de la France en matière de développement durable et de lutte contre le réchauffement climatique.

Cependant, en général, un PCAET inclut des objectifs pour le secteur de la rénovation tels que :

- **Réduction des Émissions de Gaz à Effet de Serre** : Un objectif de réduction des émissions de GES de, par exemple, 40% d'ici 2030 par rapport à un niveau de référence (souvent 1990 ou 2005).
- **Amélioration de l'Efficacité Énergétique** : Des cibles pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments de 20% à 30% sur une période définie.
- **Rénovation Énergétique des Bâtiments** : Des programmes visant à rénover un certain nombre de logements par an, par exemple, 1 000 logements par an sur la métropole.
- **Développement des Énergies Renouvelables** : L'installation de capacités renouvelables, comme des panneaux solaires, pour atteindre un certain pourcentage de la consommation énergétique totale.

4.1.3 Limites des PCAET

Les PCAET font face à plusieurs limites, notamment en termes de données manquantes et de modélisation, ainsi que de leur indépendance mutuelle.

Une des principales limites des PCAET réside dans les **données manquantes ou incomplètes**. Ces données sont cruciales pour évaluer précisément les émissions de gaz à effet de serre, la consommation énergétique, et les potentiels de production d'énergie renouvelable sur le territoire. L'absence de données détaillées et localisées peut entraîner des estimations imprécises, rendant difficile l'élaboration de stratégies efficaces et ciblées. De plus, dans de nombreux PCAET, il y a souvent un manque de précision concernant la méthodologie d'acquisition des données, les modèles employés et la détermination des différents facteurs d'émissions.

Un autre défi est **l'indépendance** des PCAET entre eux. Chaque territoire élabore son propre plan sans nécessairement prendre en compte les synergies possibles avec les territoires voisins. Cette approche peut limiter l'efficacité des actions à plus grande échelle et empêcher une optimisation des ressources et des efforts au niveau régional ou national. De plus, si chaque PCAET est élaboré en utilisant un modèle distinct, il est impératif de tenir compte des sources d'incertitude liées aux hypothèses formulées ainsi qu'aux spécificités du modèle employé.

Il est donc crucial d'améliorer la collecte et l'analyse des données, de développer des modèles plus adaptatifs et interconnectés, et de favoriser une approche plus collaborative entre les territoires pour surmonter ces limites.

4.1.4 Utilisation d'un modèle d'optimisation

L'utilisation du modèle d'optimisation Shape permet de répondre à ces limites et peut aider dans la définition des PCAET pour le domaine de la rénovation énergétique des bâtiments.

Ce modèle offre un cadre **reproductible** et une **transparence** totale tant sur les résultats que sur les méthodes employées, permettant ainsi aux décideurs d'accéder à des informations vérifiables. En effet, le modèle développé dans ces travaux peut prendre comme données d'entrée n'importe quels bâtiments en France et s'adaptera automatiquement pour la météo par exemple.

De plus, en se concentrant sur des solutions de rénovation personnalisées pour chaque bâtiment, le modèle garantit une **approche sur mesure** qui prend en compte les spécificités architecturales et les besoins énergétiques uniques de chaque structure. Cette méthode permet non seulement d'optimiser les performances énergétiques mais aussi de réaliser des économies significatives à long terme, en s'assurant que les interventions sont à la fois efficaces et respectueuses de l'environnement.

L'utilisation du modèle d'optimisation présenté dans ces travaux permet aussi d'avoir une **vision temporelle** à plus long terme et de comparer les objectifs fixés pour 2030 dans les PCAET avec les objectifs de neutralité carbone en 2050.

4.1.5 Passage à l'échelle et nécessité d'utilisation du clustering

Ce chapitre a pour objectif de réaliser des études pour des agglomérations françaises afin de montrer la pertinence du modèle SHAPE développé. Pour cela, des études pour des parcs de bâtiments importants et de grandes agglomérations vont être réalisés.

Les PCAETs de grandes agglomérations françaises comme Grenoble² ou Nantes³ regroupent entre 100 et 200 IRIS et peuvent avoir entre 50 000 et 200 000 bâtiments résidentiels. Pour étudier les PCAET de ces agglomérations et faire face aux défis posés par les temps de calcul importants dans les outils d'optimisation, l'approche de clustering apparaît comme une solution incontournable.

Les outils tels que SHAPE rencontrent des difficultés similaires, où le temps de calcul est directement lié au nombre de bâtiments simulés, au nombre de périodes temporelles, ainsi qu'au nombre de solutions de rénovations envisagées. Ce temps croît de manière polynomiale avec l'augmentation des valeurs de chacun de ces paramètres comme mentionné au chapitre 3.

Dans ce sens, une revue de littérature sera effectuée en section 4.3 pour sélectionner la méthode de clustering la plus adaptée au problème proposé.

4.2 Contribution du chapitre

La question de recherche qui émerge de cette section qui guide ce chapitre est la suivante :

"Comment peut-on compléter avec un outil d'optimisation un exercice de planification de la rénovation énergétique existant et obligatoire?"

En tenant compte de l'état actuel des recherches en France, les contributions de ce chapitre à la problématique scientifique sont les suivantes :

- Élaboration d'une technique de clustering spécifique pour regrouper efficacement les bâtiments résidentiels en fonction de leurs caractéristiques énergétiques et structurelles.
- Application et validation de la méthode de clustering aux données de bâtiments résidentiels de métropoles françaises pour identifier des stratégies optimales de rénovation.
- Évaluation des spécificités et des défis uniques de chaque métropole en termes de rénovation énergétique et d'efficacité des stratégies proposées via l'analyse de leur plan climat.
- Analyse des implications des résultats pour les politiques de rénovation énergétique, la planification urbaine et les objectifs de développement durable, notamment en termes de réduction des émissions de gaz à effet de serre et d'amélioration de l'efficacité énergétique.

En résumé, ce chapitre vise à combler le fossé entre la théorie et la pratique en matière de rénovation énergétique des bâtiments résidentiels à l'échelle métropolitaine en s'appuyant sur les méthodologies développées dans les chapitres précédents. Il offre une approche méthodique et innovante pour aborder les défis complexes de la rénovation énergétique dans les grandes métropoles, en fournissant des apports stratégiques et des solutions pratiques adaptées à chaque contexte urbain spécifique.

2. <https://www.grenoblealpesmetropole.fr/299-le-plan-climat-air-energie.htm>

3. https://metropole.nantes.fr/files/pdf/environnement/Nantes_Metropole_PCAET_2018_12_07.pdf

4.3 Revue de littérature clustering

4.3.1 Nécessité d'utilisation du clustering

L'usage des méthodes de clustering ou de stratification permet de contourner les défis posés par les temps de calcul en réduisant significativement le nombre de bâtiments à considérer. Cette réduction est réalisée en sélectionnant des sous-ensembles pertinents de bâtiments, basés sur des critères spécifiques.

Clustering ou stratification ?

Le clustering et la stratification sont deux techniques d'analyse de données visant à regrouper des bâtiments similaires sur la base de certaines caractéristiques, mais elles diffèrent dans leurs approches et leurs applications.

Le clustering est couramment utilisé dans le secteur du bâtiment pour regrouper des bâtiments similaires sur la base de la consommation d'énergie, de l'occupation, du type de bâtiment ou d'autres variables [143]. L'objectif du clustering est d'identifier des modèles et des similitudes entre les bâtiments qui peuvent guider les interventions en matière d'efficacité énergétique [144]. Par exemple, le clustering peut être utilisé pour identifier un sous-ensemble de bâtiments à forte consommation d'énergie qui bénéficieraient de programmes de rénovation ciblés [145]. Les algorithmes de clustering couramment utilisés dans le secteur du bâtiment comprennent principalement les méthodes K-means [146, 147], et le clustering hiérarchique [148, 149]. Les différentes méthodes de clustering sont développées dans la section 4.3.2 ci-dessous.

En revanche, la stratification consiste à diviser une population de bâtiments en sous-groupes homogènes sur la base de certaines caractéristiques [150]. La stratification peut être utilisée pour s'assurer que chaque sous-groupe est représentatif de la population dans son ensemble et que chaque sous-groupe reçoit une allocation égale des ressources [151]. La stratification est couramment utilisée dans le secteur du bâtiment pour l'échantillonnage des enquêtes et le suivi des interventions en matière d'efficacité énergétique.

La principale différence entre le clustering et la stratification dans le secteur du bâtiment réside dans leur approche et leur application. Le clustering est une méthode d'apprentissage non supervisée utilisée pour identifier des modèles et des similitudes dans les caractéristiques des bâtiments et la consommation d'énergie [152, 153], tandis que la stratification est une méthode d'apprentissage supervisée utilisée pour diviser une population de bâtiments en sous-groupes homogènes basés sur des caractéristiques spécifiques [154, 155].

Un des inconvénients du clustering résulte dans la gestion des variables qualitatives. Un calcul de distance étant effectuée entre les valeurs d'une variable sélectionnée, il est plus complexe d'utiliser ces algorithmes de clustering avec des variables d'entrées catégorielles (en opposition avec des variables aux prises de valeurs continues) comme le vecteur énergétique de chauffage. Il convient donc de transformer ces données en données numériques en utilisant le procédé de "One hot encoding"⁴. Ce procédé donne une importance prépondérante à la variable considérée en démultipliant le nombre de colonnes par la nombre de valeurs de cette variable.

4. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.OneHotEncoder.html>

Ainsi, dans la suite, nous utiliserons la méthode de clustering développée dans la section 4.4.1 pour sélectionner les bâtiments avec des caractéristiques spécifiques pour toutes les variables qualitatives avant d'appliquer les différentes solutions de rénovation. Dans le cadre de données catégorielles, un algorithme de stratification sera utilisé.

4.3.2 Revue des différents algorithmes de clustering

Les utilisations principales du clustering dans le secteur du bâtiment se regroupent selon : l'étalonnage des bâtiments, le profilage énergétique, l'identification des bâtiments représentatifs, la modélisation prédictive et d'autres domaines principalement liés au comportement des occupants [156, 157].

Les algorithmes de clustering les plus courants utilisés dans la littérature sont référencés dans le Tableau 4.3 ci-dessous :

Nom de la méthode	Paramètres	Scalabilité	Cas d'utilisation	Géométrie (métrique utilisée)
K-Means	nombre de clusters	Très grand n_échantillons, moyen n_clusters	Taille de cluster uniforme et pas trop de clusters	Distances entre les points
Propagation d'affinité	amortissement, préférence d'échantillon	Non scalable avec n_échantillons	Nombreux clusters, taille de cluster inégale	Distance de graphe (ex. graphe du plus proche voisin)
Mean-shift	bande passante	Non scalable avec n_échantillons	Nombreux clusters, taille de cluster inégale	Distances entre les points
Clustering spectral	nombre de clusters	n_échantillons moyen, petits n_clusters	Peu de clusters, taille de cluster uniforme, géométrie non plate, transductif	Distance de graphe (ex. graphe du plus proche voisin)
Clustering hiérarchique	nombre de clusters ou seuil de distance	Grands n_échantillons et n_clusters	Nombreux clusters	Distances entre les points

TABLE 4.2 – Comparaison de différentes méthodes de clustering (source [158])

Dans le cadre de l'utilisation du clustering pour ces travaux de thèse, l'objectif est de pouvoir fixer le nombre de clusters pour gérer la complexité du problème d'optimisation en temps de calcul ainsi qu'en besoin de mémoire. De même, il est nécessaire de pouvoir utiliser de nombreux clusters afin de caractériser au maximum le parc bâti existant. D'après la description des algorithmes principaux existants réalisée dans le tableau 4.3, **la méthode par clustering hiérarchique** est utilisée.

4.3.3 Description et étapes du clustering hiérarchique

Le clustering hiérarchique (ou clustering basé sur la connectivité) repose sur l'idée que les objets proches sont davantage liés que ceux plus éloignés. Le clustering hiérarchique connecte les objets en fonction de leur distance et crée un arbre de clusters [159].

Le clustering hiérarchique est réalisé selon des étapes bien précises décrites ci-dessous :

- L'étape de **pré-traitement** consiste, avant de commencer le clustering, à normaliser les données. Pour cela, on utilise souvent la fonction `StandardScaler` de Python, qui ajuste les variables numériques pour avoir une moyenne de 0 et une variance de 1.
- Un calcul de la **matrice de distances** est réalisée entre toutes les paires d'observations. Cette étape est fondamentale car la mesure de distance influencera la structure des clusters. Des fonctions comme `spatial.distance` de la librairie Python "scipy" sont couramment utilisées à cet effet.
- Avec la matrice de distances, on calcule la **matrice de liens** qui détermine comment les clusters sont fusionnés à chaque étape. Des méthodes comme Ward, complète, moyenne et simple sont disponibles dans le module `scipy.hierarchy`.

Les quatre méthodes sont explicitées dans le Tableau 4.3 ci-dessous :

Méthode	Principe	Utilisation	Limitation
Méthode de Ward	Minimise la variance au sein des clusters.	Efficace pour des clusters de taille similaire et moins sensible aux points aberrants.	Tendance à créer des clusters sphériques.
Méthode Complète	Base la fusion sur la distance maximale entre les observations.	Utile pour des clusters bien définis et séparés.	Influence des points aberrants et tendance à créer de petits clusters.
Méthode de la Moyenne	Utilise la distance moyenne entre toutes les paires d'observations.	Moins sensible aux points aberrants, efficace pour des clusters de tailles différentes.	Moins précise pour les données avec des clusters de densité variable.
Méthode Simple	Considère la distance minimale entre les observations.	Bonne pour détecter des clusters allongés ou en chaîne.	Très sensible aux points aberrants et peut conduire à des clusters irréguliers.

TABLE 4.3 – Comparaison des méthodes de clustering

Les différentes méthodes ont été testées dans ces travaux et la méthode Ward a été choisie puisque, contrairement aux autres méthodes, au lieu de mesurer directement la distance, elle analyse la variance

des clusters. On dit que la méthode de Ward est la plus adaptée pour les variables quantitatives⁵.

Cette méthode est souvent privilégiée car elle tend à minimiser la variance à l'intérieur de chaque cluster, ce qui peut conduire à des clusters plus cohérents, en particulier avec des variables quantitatives. C'est cette méthode qui sera utilisée dans ces travaux.

Dendrogramme : Le dendrogramme est un diagramme en forme d'arbre utilisé pour visualiser les clusters et leur hiérarchie en fonction de la métrique de distance choisie. Le module `scipy.hierarchy` fournit les outils nécessaires pour créer ce type de visualisation.

Diagramme du coude : Pour déterminer le nombre optimal de clusters, on utilise souvent la méthode du diagramme du coude. Cela implique d'examiner les pourcentages de variance expliquée par différents nombres de clusters et de choisir le point où l'ajout de nouveaux clusters n'apporte plus beaucoup d'informations supplémentaires.

Ces visualisations seront fournies dans les analyses effectuées dans ce chapitre.

Utilisation du médoid

Il existe maintenant différentes manières de sélectionner les bâtiments au sein d'un cluster. Les 2 principales sont le choix de la moyenne et du medoid représentée en Figure 4.1.

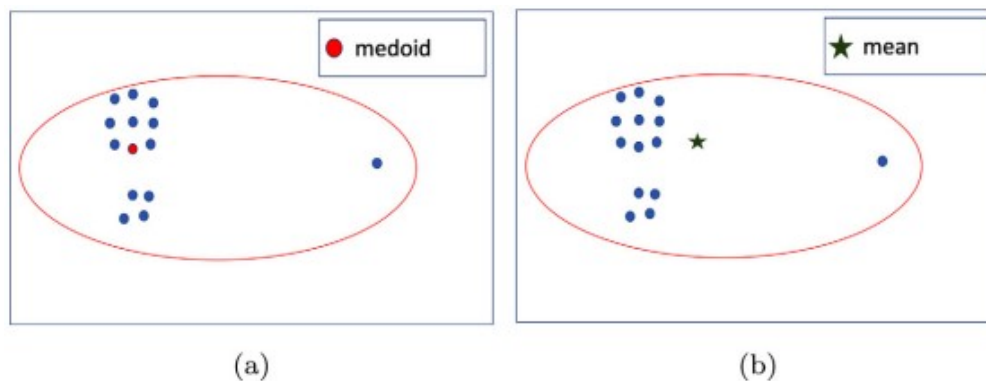


FIGURE 4.1 – Différents types de centroïds : (a) medoid; (b) moyenne. Source : [160]

Le medoid correspond au point au sein d'un ensemble de données dont la somme des dissemblances avec tous les objets du cluster est minimale. La moyenne est le point central calculé en faisant la moyenne de tous les points de données dans un cluster.

Contrairement à la moyenne, qui peut être un point virtuel, le medoid est toujours un point de données existant dans le cluster. Pour réaliser les travaux de rénovation sur un bâtiment réel et non une moyenne d'un cluster, le **medoid** est donc adapté et sera utilisé.

5. <https://statorials.org/variable-quantitative/>

4.4 Description de la méthode de clustering

4.4.1 Clustering utilisé

La méthodologie retenue de l'étude bibliographique précédente (en section 4.3.2) est donc le clustering dit hiérarchique ascendant (CAH) ⁶.

Ce clustering se base sur des variables pour caractériser les bâtiments ayant des points communs. Les variables choisies sont référencées dans le Tableau 4.4 ci-dessous. Elles ont été sélectionnées car elles influencent les solutions de rénovation dans l'outil d'optimisation et minimisent les erreurs dans la création des clusters. Elles sont de plus toutes indépendantes les unes des autres dans les différentes formules physiques du modèle énergétique. Le choix des variables de clustering est en accord avec les résultats de l'étude de M. Rivallain en 2019 [161] qui avait analysé l'influence de variables externes sur les résultats du clustering. Chaque variable numérique, comme le nombre de logements, le nombre d'étages, la surface de paroi extérieure, etc., contribue à définir la "position" d'un bâtiment dans un espace multidimensionnel. La distance euclidienne entre deux bâtiments est calculée en prenant la racine carrée de la somme des carrés des différences entre les valeurs correspondantes de chaque variable.

Nombre de logements	Nombre d'étages	Type d'habitation	Surface de paroi extérieure
U mur	U toit	U plancher	U fenêtre
Taux de renouvellement d'air	Volume	Nombre d'occupants	Années de construction
Gains solaires annuels	Consommation d'énergie finale	Contenu CO2 de l'énergie	Localisation

TABLE 4.4 – Description des variables utilisées pour le clustering.

Initialement, chaque bâtiment est considéré comme un cluster distinct. Les algorithmes de clustering hiérarchique comparent les distances entre tous les clusters (bâtiments) et regroupent progressivement ceux qui sont les plus proches. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que tous les bâtiments soient regroupés en un nombre spécifié de clusters ou en un seul grand cluster.

En regroupant des bâtiments avec des caractéristiques similaires, il est possible d'identifier des stratégies de rénovation optimisées pour chaque groupe. Par exemple, un cluster composé de bâtiments anciens avec de faibles performances thermiques pourrait bénéficier de certaines solutions de rénovation, tandis qu'un autre cluster avec des bâtiments plus récents et plus performants pourrait nécessiter des approches différentes.

4.4.2 Fonctionnement

Les sections précédentes ont permis d'établir les caractéristiques pour le choix du modèle de clustering ainsi que les variables sélectionnées. La Figure 4.2 retrace l'ensemble de la méthode présentée dans cette section.

6. <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html#hierarchical-clustering>

Les différentes étapes mentionnées dans cette figure correspondent à :

- (1) Inférence (section 1.4.1) et simulation énergétique de l'état initial des bâtiments résidentiels pour lesquels les informations sont disponibles.
- (2) Réalisation du clustering
- (3) Sélection du médoid
- (4) Optimisation SHAPE comme développée dans le chapitre 3.

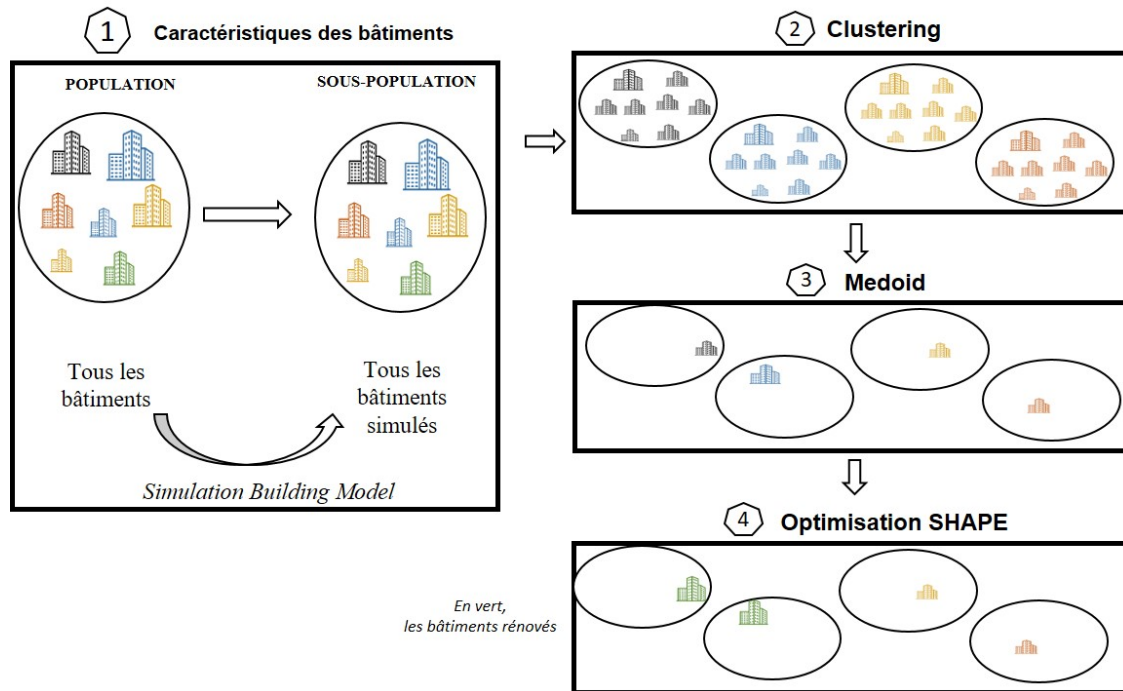


FIGURE 4.2 – Fonctionnement clustering du module SHAPE

4.4.3 Modification dans l'optimisation

Ces développements entraînent une modification de la fonction objectif de l'optimiseur pour prendre en compte le poids de chaque cluster. La notion de "poids d'un cluster" dans le contexte du clustering, en particulier dans le clustering hiérarchique ascendant, est défini par le nombre d'éléments qu'il contient. Dans le contexte des bâtiments, cela signifie le nombre de bâtiments regroupés dans un cluster particulier.

Ainsi, un cluster avec un plus grand nombre de bâtiments est considéré comme ayant un poids plus important, car il représente une catégorie plus large ou plus commune de bâtiments.

La prise en compte du poids dans la fonction optimisation permet de tenir compte du clustering effectué. La fonction optimisation en coût global défini en 3.21 est modifiée selon l'équation 4.1 suivante :

$$\text{minimiser } \sum_{b \in B} weight_b \times \left(\sum_{y=y_0}^{yf} (I_{y,b}^{ANN} + B_{y,b}^{ANN}) + \sum_{y=y_f}^{yf+20} B_{yf,b}^{ANN} \right) \quad (4.1)$$

avec $weight_b$ le poids associé au bâtiment b qui est, pour rappel, le médoid d'un cluster.

4.4.4 Validation des résultats de clustering

Afin de valider les résultats obtenus grâce au clustering, un calcul de sous-optimalité sera effectué par la suite en fonction du nombre de clusters choisis. La sous-optimalité, dans le contexte du clustering et de l'optimisation, se réfère à l'écart entre la solution obtenue et la solution optimale. Cette section de validation va être réalisée sur l'étude de cas présentée dans le chapitre 3.

Validation du clustering via les données de simulation

L'utilisation de l'algorithme de clustering hiérarchique peut introduire des biais spécifiques en raison de la méthode de regroupement et des particularités de ce secteur. L'algorithme construit une hiérarchie de clusters en commençant par traiter chaque observation comme un cluster individuel, puis en fusionnant progressivement les clusters en fonction de leur similarité, selon une mesure définie (la distance euclidienne), jusqu'à ce qu'un seul cluster soit formé ou qu'un critère d'arrêt spécifique soit atteint. Les risques associés à l'introduction du clustering dans l'outil d'optimisation pour la caractérisation des bâtiments peuvent venir du manque de diversité des bâtiments, d'effets de seuils sur le nombre de gestes de rénovation ou encore sur les travaux optimaux de rénovation.

Dans cette section, Pour réaliser cette comparaison, le set de 4 000 bâtiments résidentiels de l'Isère utilisé au chapitre 3 section 3.7 servira de jeu de données de référence.

La Figure 4.3 illustre le biais pour les métriques de consommation d'énergie et d'émissions de GES entre le jeu de données de référence et les jeux de données avec clusters.

Le biais est calculé selon la formule :

$$\text{Biais (\%)} = \left(\frac{\text{Valeur Mesurée} - \text{Valeur de Référence}}{\text{Valeur de Référence}} \right) \times 100 \quad (4.2)$$

où la valeur mesurée représente la somme agrégée de la consommation d'énergie ou des émissions de GES Scope 1&2 et la valeur de référence est la somme agrégée correspondante obtenue à partir du fichier de référence de 4,000 bâtiments.

Pour chaque cluster, cette formule calcule le pourcentage de différence entre la valeur agrégée observée pour ce cluster et la valeur totale observée dans le fichier de référence. Un biais positif indique une sur-évaluation, tandis qu'un biais négatif indique une sous-évaluation par rapport à la valeur de référence.

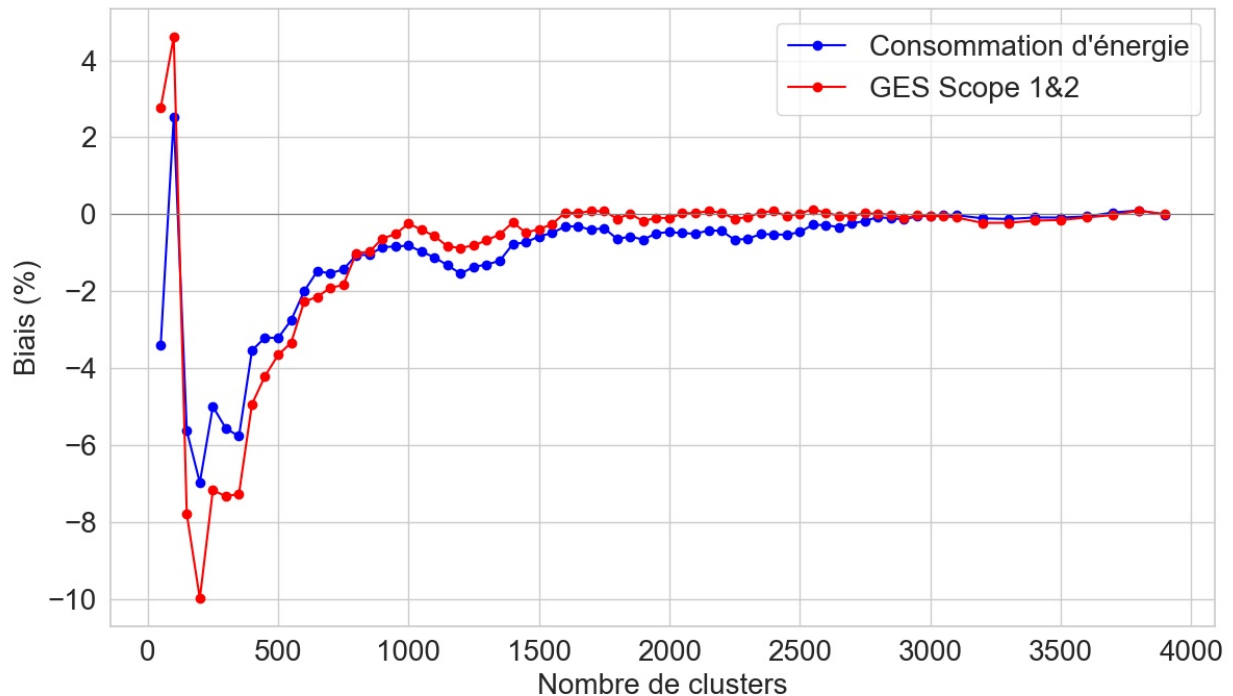


FIGURE 4.3 – Différence de consommation d'énergie et d'émissions de GES par rapport au fichier de référence de 4,000 bâtiments du chapitre 3

Cette figure illustre un principe clé de la théorie des clusters : à mesure que le nombre de clusters augmente, le biais dans l'estimation des consommations énergétiques ou des émissions de GES diminue. Ce biais est inférieur à 5 % pour un nombre de clusters de 300, soit un échantillon de 7,5 % des bâtiments initiaux. De plus, le biais tend rapidement vers 0 lorsque le nombre de clusters augmente. Cela suggère qu'une réduction significative de la taille de l'échantillon (et donc, des coûts des temps de calcul et d'optimisation) peut être réalisée sans altérer la précision des simulations.

Toutefois, l'information sur la dispersion des valeurs au sein même d'un cluster n'est pas étudié et sera menée directement au sein des études de cas avec le calcul de la NRMSE.

Validation du clustering via l'optimisation

La méthode de clustering a été évaluée sur les fichiers d'entrée du modèle d'optimisation. Il est crucial d'illustrer les différences entre les trajectoires optimales définies par le modèle SHAPE, en utilisant soit le jeu de données de référence, soit un jeu de données issu du clustering.

Dans le cadre de l'analyse comparative des stratégies de rénovation, la Figure 4.4 présente le pourcentage de rénovations effectuées dans chaque catégorie pour chaque période temporelle considérée. Afin d'obtenir une comparaison fidèle, les mêmes scénarios que ceux définis dans la section Résultats 3.7 du chapitre 3 ont été utilisés.

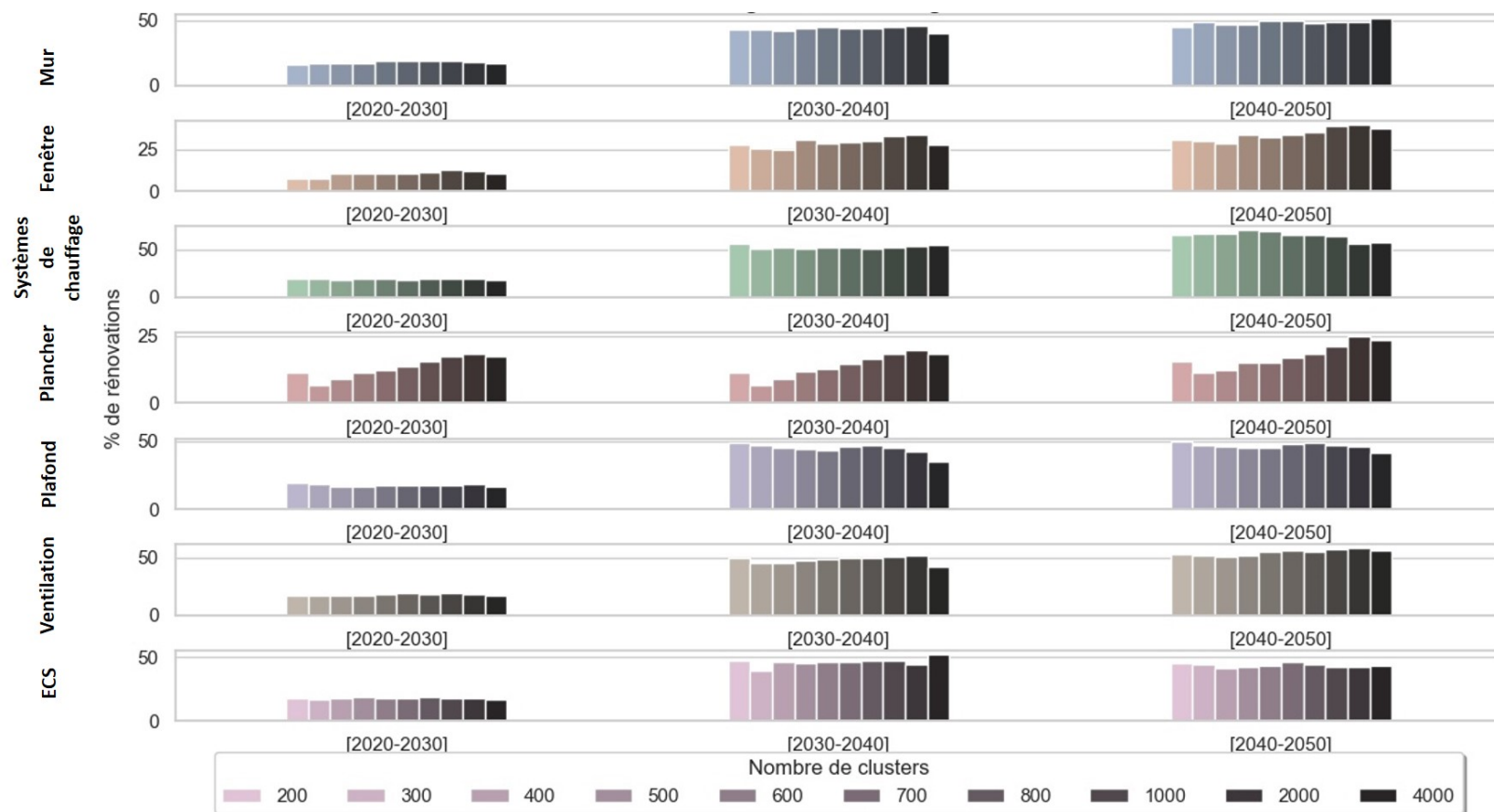


FIGURE 4.4 – Influence du clustering sur les stratégies de rénovation

La distribution des différentes mesures de rénovation reste très similaire quel que soit le nombre de clusters considérés. Les écarts les plus significatifs, ne dépassant pas 10%, concernent l'isolation des planchers entre le nombre de rénovations dans le jeu de données de référence et celui obtenu par clustering.

Cette analyse confirme l'efficacité de l'algorithme de clustering pour simplifier la complexité du modèle d'optimisation sans compromettre la précision des résultats. Toutefois, une étude plus précise de la validité des résultats du clustering sera menée dans les différents études de cas réalisés dans ce chapitre. Il est désormais possible d'utiliser le modèle SHAPE avec l'option de clustering pour examiner des stratégies de rénovation dans des parcs bâtis de grande envergure.

Modèle d'optimisation SHAPE avec clustering

Le modèle complet SHAPE intégrant le clustering est illustré dans la Figure 4.5 ci-dessous. Ce modèle permet d'analyser de manière plus efficace et représentative les différentes stratégies de rénovation en prenant en compte la variabilité et la diversité des bâtiments au sein d'un grand parc.

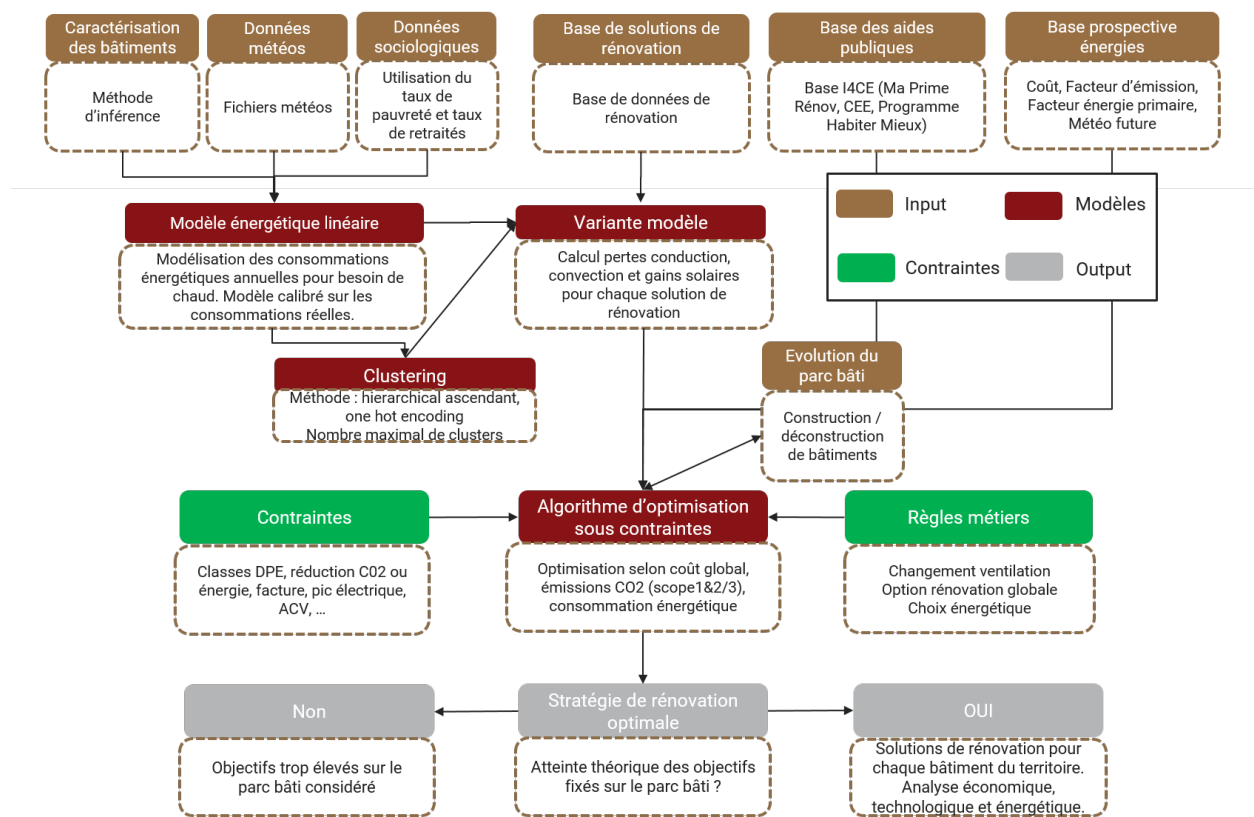


FIGURE 4.5 – Modèle d'optimisation avec clustering

Ce modèle va être utilisé dans la suite de cette étude pour discuter de stratégies de décarbonation et rénovation de métropoles françaises.

4.5 Cas d'étude : analyse à grande échelle

Afin d'analyser des stratégies de rénovations, l'objectif est de se comparer à des stratégies existantes afin de discuter les plans définis actuellement par différentes métropoles françaises. L'utilisation de SHAPE, en tant qu'outil d'optimisation pour les solutions de rénovation du parc bâti résidentiel, peut apporter une contribution significative à l'élaboration et à la mise en œuvre des PCAET.

L'analyse des stratégies de rénovation de parcs de bâtiments résidentiels dans différentes métropoles françaises va être réalisée dans cette section. L'objectif est d'étudier les stratégies de rénovation de grandes métropoles françaises ayant des PCAET déjà bien établis, afin de discuter de la trajectoire choisie dans le cadre de l'atteinte de la SNBC-2 en 2050 [5].

4.5.1 Analyse de PCAET de métropoles françaises

Dans ce cadre, différentes métropoles situées dans des zones climatiques distinctes ont été sélectionnées pour cette étude. Le choix de ces villes a également été effectué par la nécessité d'accès à un PCAET. Cela correspond à 4 grandes agglomérations françaises avec des plans d'actions climatiques définis depuis plusieurs années.

Ainsi, cette section va s'intéresser aux métropoles de Nantes⁷, Toulouse⁸, Grenoble⁹ et Lille¹⁰.

L'utilisation d'un outil d'optimisation pour discuter le volet "bâtiment" des PCAET est un apport important pour les territoires. Toutefois, le véritable apport se trouve sûrement dans l'aide à la planification à long terme des stratégies de rénovation du territoire. Ainsi, sur l'ensemble des PCAET étudiés, aucun n'étudiait les trajectoires de décarbonation jusqu'en 2050 afin de valider la stratégie pour atteindre la neutralité carbone sur son territoire.

Des enjeux partagés

Il est intéressant de noter que les enjeux concernant le secteur résidentiel sont similaires au sein des PCAET des quatre métropoles, ces derniers ne se différenciant que dans leurs proportions. Ce secteur est, d'une part, un des secteurs consommant le plus d'énergie et émettant le plus de GES ainsi que de particules fines.

Les quatre villes mentionnent le chauffage comme étant le principal contributeur à cette consommation énergétique élevée (30% de la consommation du territoire pour Lille, 80% de la consommation du secteur résidentiel pour Grenoble). Par ailleurs, le chauffage au bois émet beaucoup de particules fines, cependant, il ne concerne pas toutes les métropoles (encore très présent dans l'agglomération grenobloise, mais ne représentant que 7% de la consommation énergétique de Toulouse).

Les métropoles soulignent aussi l'aggravation des phénomènes d'îlots de chaleur urbains (ICU). Enfin, sur le plan social, les quatre villes déplorent le nombre croissant de ménages en situation de précarité énergétique.

7. https://metropole.nantes.fr/files/pdf/environnement/Nantes_Metropole_PCAET_2018_12_07.pdf

8. <https://metropole.toulouse.fr/kiosque/pcaet-acte-ii>

9. <https://www.grenoblealpesmetropole.fr/299-le-plan-climat-air-energie.htm>

10. <https://www.lillemetropole.fr/transition-energetique>

Des mesures déjà en vigueur

Un certain nombre de mesures ont ainsi déjà été mises en place par les métropoles. En effet, chacune rénove un certain nombre de bâtiments chaque année afin de respecter les normes thermiques actuelles (RT de l'existant). De plus, Grenoble a mis en place une « Prime air bois » de 800 euros afin d'encourager les ménages à changer leur ancien chauffage au bois pour un chauffage plus performant (granulé, insert ou pompe à chaleur par exemple).

Des objectifs ambitieux

Les différentes métropoles se sont donc fixées des objectifs plus ou moins ambitieux à l'horizon 2030 dans le secteur résidentiel. Ces ambitions concernent les émissions de gaz à effet de serre, de particules fines et la consommation énergétique. De même, les leviers sur lesquels s'appuyer pour atteindre les objectifs fixés par les quatre métropoles en 2030 sont relativement similaires. Il s'agit, dans un premier temps, de rénover massivement les logements, notamment ceux ne respectant pas les dernières normes énergétiques. Ensuite, les métropoles proposent d'accompagner les ménages en situation de précarité et de vulnérabilité énergétique. Et finalement, de nouveaux logements intégrant une haute performance énergétique et environnementale doivent être construits, et cela dans un environnement plus « naturel » afin de réduire l'effet des îlots de chaleur urbains.

Les Figures 4.6, 4.7 et 4.8 représentent l'évolution de la consommation d'énergie, des émissions de GES et du nombre de logements rénovés entre 2016 et 2030. Ces informations correspondent aux données présentes dans les PCAET des différentes agglomérations.

Si l'on compare les données accessibles dans les PCAET et ramenées au nombre d'habitants, ce sont les agglomérations de Lille et Grenoble qui consomment le plus d'énergie. Ce résultat s'explique par un besoin de chauffage plus important qu'à Toulouse ou Nantes. La projection de la consommation d'énergie ou des émissions de GES est similaire entre les différentes métropoles avec un objectif moyen de baisse de 40% d'émissions de GES. Cependant, le nombre de logements rénovés diffèrent fortement entre les différentes agglomérations. Ainsi, Grenoble a des ambitions plus de 2 fois plus forte que les autres agglomérations avec plus de 3% de ses logements à rénover d'ici 2030.

Il est donc intéressant de modéliser ces différents scénarios via un outil d'optimisation afin d'analyser quelles stratégies de rénovations sont les plus efficaces d'un point de vue économique pour atteindre les objectifs climatiques.

Afin de modéliser des scénarios pour les différentes agglomérations mentionnées dans cette section et d'apporter une aide à la planification pour les différents acteurs, le modèle SHAPE sera utilisé pour définir des trajectoires de rénovation. La suite de ce chapitre présente les résultats pour l'agglomération nantaise. Les résultats seront disponibles pour les autres métropoles en annexe.

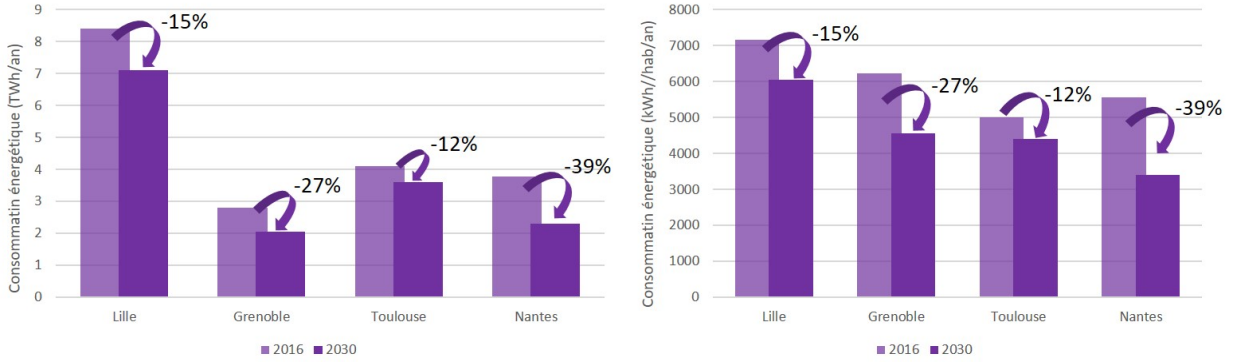


FIGURE 4.6 – Consommation énergétique en 2016 et 2030, au total et par habitant

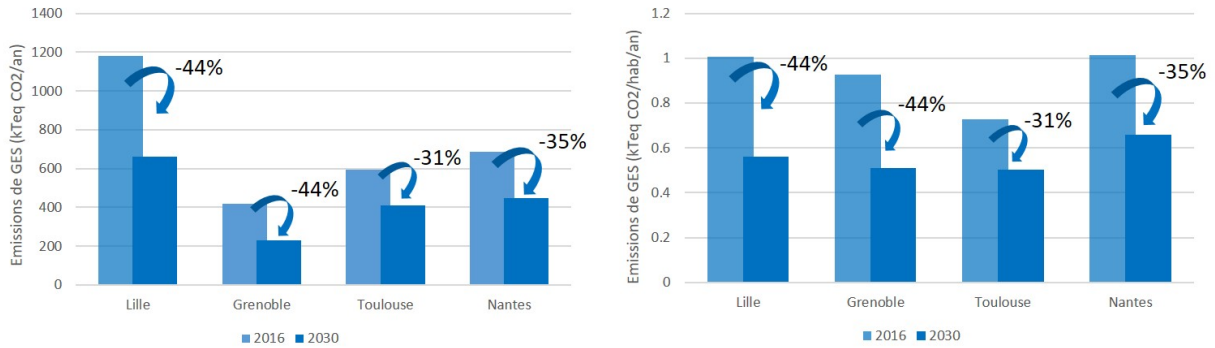


FIGURE 4.7 – Emissions de GES en 2016 et 2030, au total et par habitant

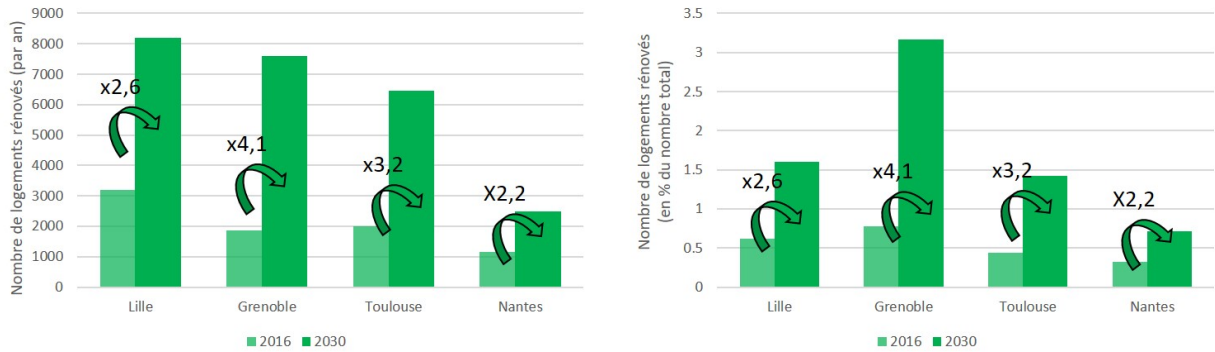


FIGURE 4.8 – Nombre de logements rénovés en 2016 et 2030, au total et en pourcentage du parc global

4.5.2 Réalisation du clustering des métropoles

Validation clustering

Afin d'étudier la variabilité des résultats du clustering et pas seulement l'étude du biais comme réalisé précédemment, la NRMSE est calculée pour chaque cluster à l'aide de l'équation 4.3 :

$$NRMSE (\%) = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\hat{y}_i} \times 100 \quad (4.3)$$

où : y_i représente les valeurs de chaque bâtiment du cluster, \hat{y}_i représente la valeur du médoid du cluster et n est le nombre total de bâtiments dans le cluster.

Une moyenne dans chaque cluster est ensuite réalisée pour obtenir les Figures 4.9 et 4.10 qui montrent l'évolution de la NRMSE en fonction du nombre de clusters sélectionnés.

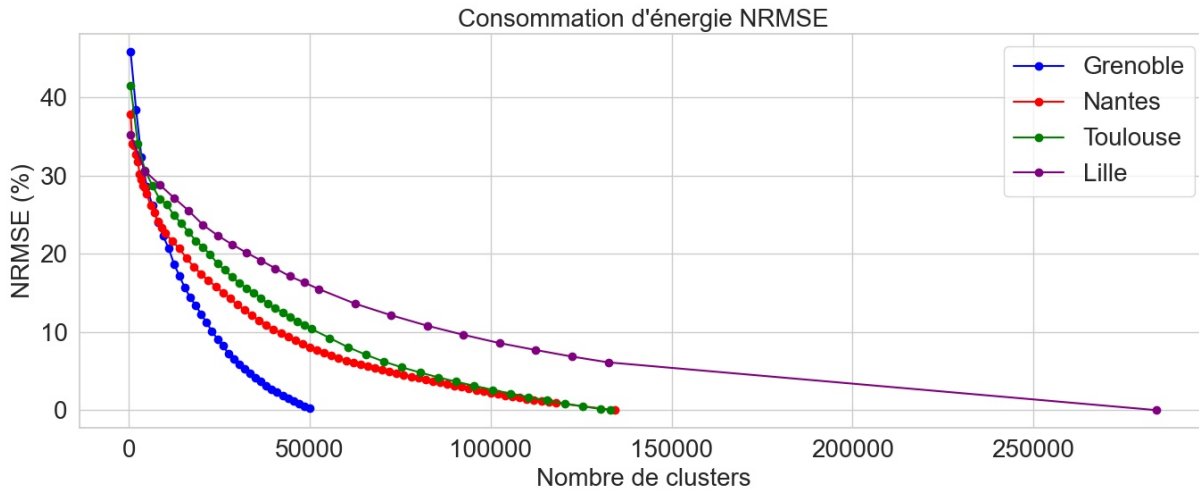


FIGURE 4.9 – Influence clustering sur NRMSE de la consommation d'énergie

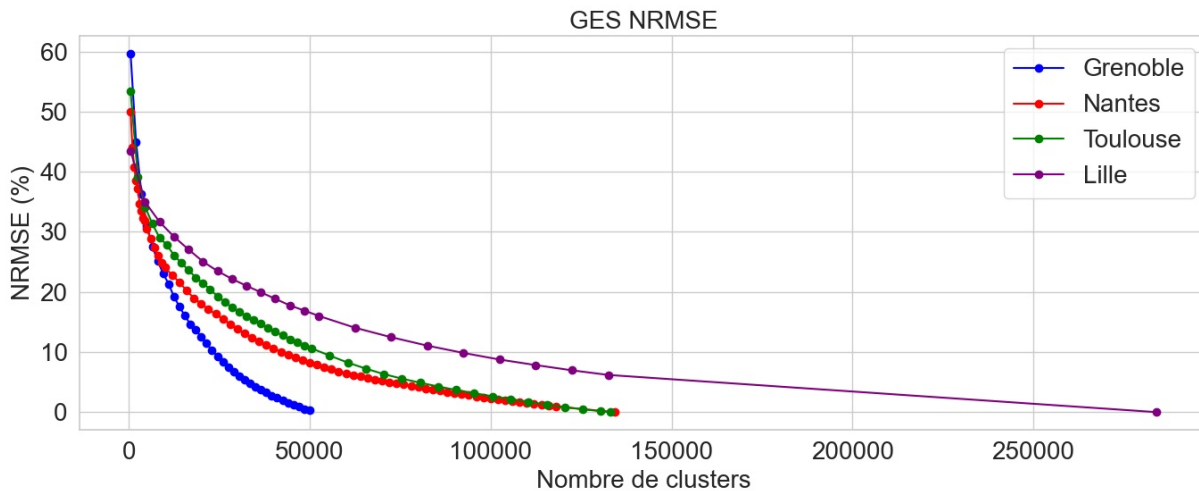


FIGURE 4.10 – Influence clustering sur NRMSE émissions de GES

Cette évolution illustre le rôle attendu du clustering. Plus le nombre de clusters est faible, plus la variance des métriques comme la consommation d'énergie au sein d'un cluster sera importante, reflétant une hétérogénéité plus grande parmi les bâtiments regroupés. À l'inverse, à mesure que le nombre de clusters augmente, chaque cluster devient plus homogène avec des bâtiments ayant des caractéristiques et des comportements plus similaires, ce qui se traduit par une réduction de la NRMSE. Cela indique que les

médoids des clusters représentent de plus en plus fidèlement les membres de leur cluster, améliorant ainsi la précision des prédictions ou des estimations basées sur le clustering.

Pour des raisons pratiques, la suite de ce chapitre, destinée à valider l'utilisation du clustering pour les applications métropolitaines, se concentrera sur l'analyse de la métropole de Nantes. Les mêmes illustrations pour les autres agglomérations sont disponibles en annexe .

En plus de comparer des métriques qualitatives pour valider l'utilisation de clustering, il est intéressant d'observer la répartition des vecteurs énergétiques de chauffage dans le parc bâti considéré. En effet, cette variable n'est pas directement considérée dans le clustering mais est prise en compte à travers le contenu carbone de l'énergie. La Figure 4.11 montre donc l'évolution de la distribution des vecteurs énergétiques en fonction du nombre de clusters considérés.

Les Figures 4.12, 4.13, 4.14, 4.47, 4.16 représentent l'évolution de certaines variables présent dans l'algorithme de clustering en fonction du nombre de clusters considérés.

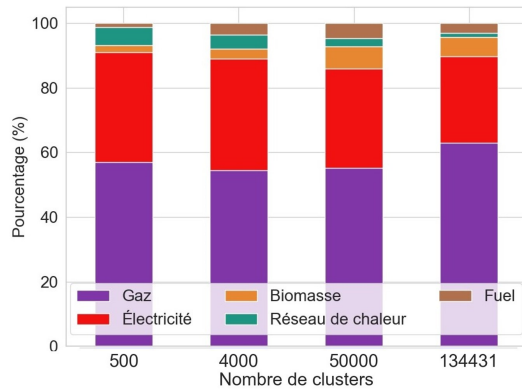


FIGURE 4.11 – Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Nantes

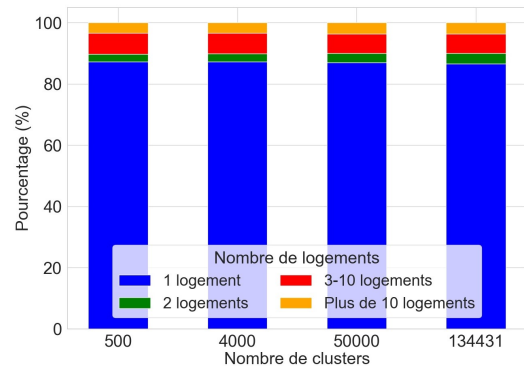


FIGURE 4.12 – Influence clustering sur répartition nombre de logements Nantes

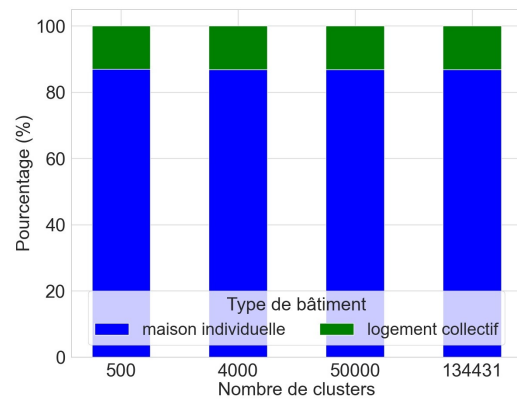


FIGURE 4.13 – Influence clustering sur répartition type de bâtiments Nantes

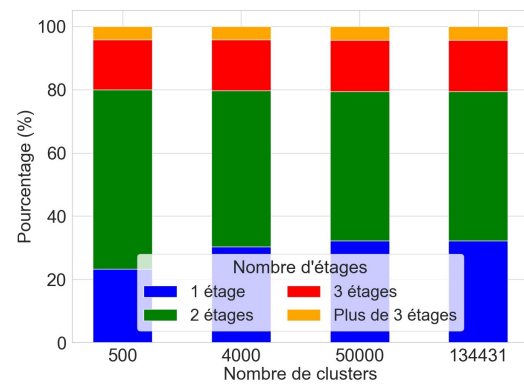


FIGURE 4.14 – Influence clustering sur répartition nombre d'étages Nantes

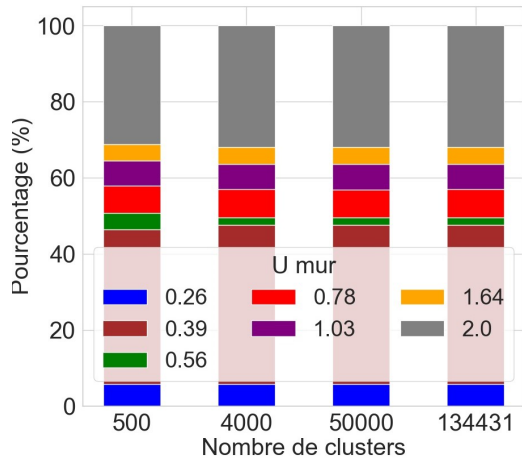


FIGURE 4.15 – Influence clustering sur U mur Nantes

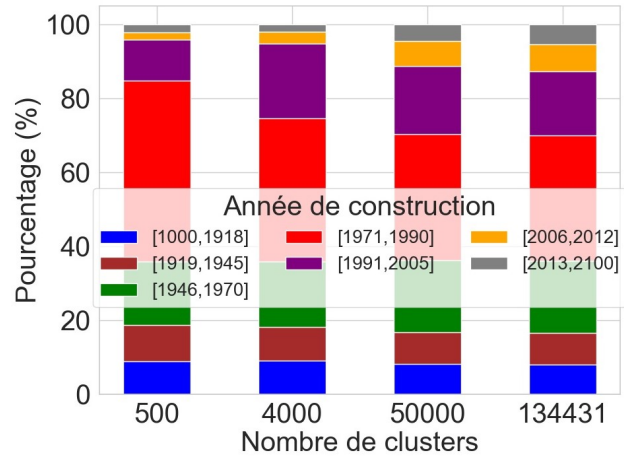


FIGURE 4.16 – Influence clustering sur répartition année de construction Nantes

Dans les figures analysant l'évolution des variables du clustering, 4,000 clusters permet de conserver la représentativité du parc bâti résidentiel d'origine. Cependant, 500 clusters modifie la distribution des années de construction ainsi que du nombre d'étages des bâtiments en diminuant la représentativité des bâtiments les plus récents et d'un seul étage.

De plus, 4,000 clusters avec 4 périodes temporelles permet un temps de résolution du problème en une journée de simulation et sans problème de mémoire contrairement à 8,000 clusters qui nécessiteraient un serveur.

Pour ces raisons, **un nombre de 4,000 clusters** sera utilisé dans cette étude.

Représentation spatiale

L'étape de clustering est menée pour chaque agglomération afin d'obtenir un nombre de bâtiments permettant une optimisation avec l'outil SHAPE.

Ainsi, la Figure 4.17 présente l'ensemble des bâtiments considérés dans l'agglomération nantaise. La Figure 4.18 illustre la répartition géographique des 4 000 médoids des clusters sélectionnés par le modèle. On remarque que les clusters sont répartis de manière homogène sur l'ensemble de l'agglomération avec une légère surreprésentation dans le centre-ville nantais. Le centre-ville, comprenant un nombre plus important de bâtiments anciens et de nombreux logements, est davantage représenté dans les clusters. Ces figures confirment que les clusters permettent de considérer la diversité spatiale au sein de l'agglomération à travers la variable "Localisation" utilisée dans le clustering qui prend en compte la longitude et la latitude du bâtiment.



FIGURE 4.17 – Bâtiments de Nantes



FIGURE 4.18 – 4 000 medoids associés au cluster de Nantes

Calcul de distance

Pour une sélection optimale des clusters, l'algorithme de clustering utilisé repose sur le calcul de la distance euclidienne, une méthode fondamentale dans l'analyse en clusters détaillée en section 4.4.1. Cette mesure est essentielle pour quantifier la similarité entre les points de données : une distance plus courte indique une plus grande similitude.

La distance euclidienne est calculée entre les paires de clusters (ou éléments) qui sont fusionnés à chaque étape du processus de clustering hiérarchique. Elle est particulièrement cruciale pour identifier le point de "coude", un indicateur déterminant dans la méthode de clustering. Ce point marque le stade où l'ajout de clusters supplémentaires ne contribue plus significativement à réduire la variance interne des clusters. La détermination de ce point aide à fixer un nombre optimal de clusters, évitant ainsi le risque de surapprentissage ou de sous-représentation des données.

La Figure 4.19 visualise cette relation entre la distance euclidienne et le nombre de clusters. Elle met en évidence que le point de "coude" est atteint aux alentours de 250 clusters. Ce constat justifie le choix d'un nombre relativement élevé de clusters pour une segmentation précise et représentative de l'agglomération nantaise.

Pour des raisons de lisibilité, la figure s'arrête à 2,000 clusters, bien que le principe sous-jacent de la distance euclidienne et du point de "coude" reste valide au-delà de cette limite. Cette approche permet d'obtenir un nombre de clusters minimum précis, essentiel pour analyser et comprendre les complexités de l'agglomération nantaise sous différents aspects.

Analyse du dendrogramme

Le dendrogramme, un outil graphique crucial dans l'analyse de clustering hiérarchique, permet de visualiser la manière dont les clusters sont formés. Chaque jonction dans un dendrogramme représente la fusion de deux ou plusieurs groupes, avec la hauteur de la jonction reflétant la distance euclidienne entre les clusters fusionnés. Ainsi, le dendrogramme offre une vue détaillée de la structure des clusters,

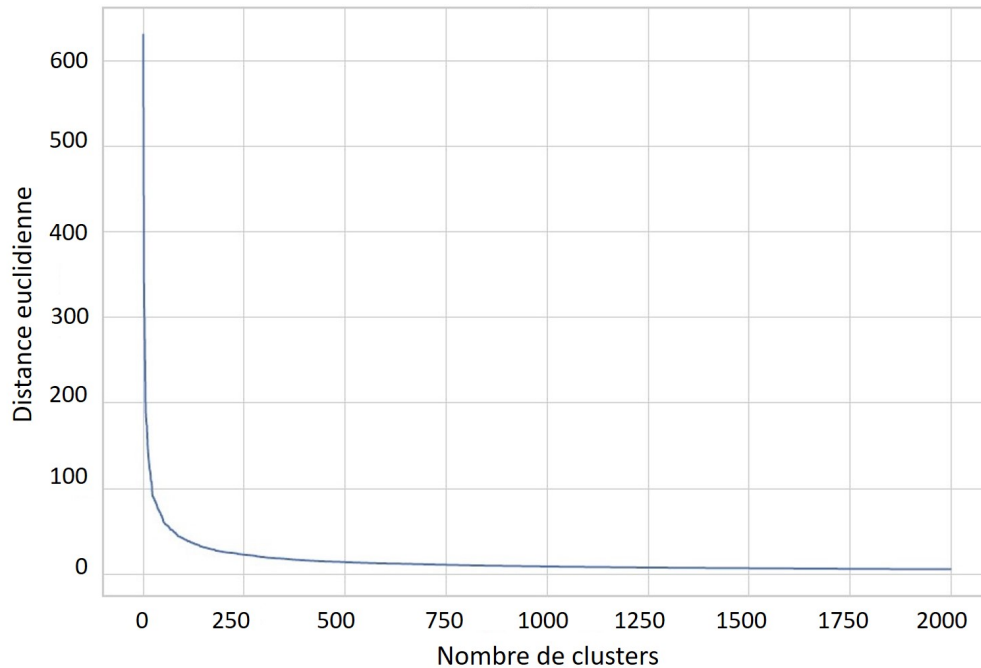


FIGURE 4.19 – Distance euclidienne dans l'espace des paramètres définis dans le Tableau 4.4 en fonction du nombre de clusters

mettant en évidence les relations entre différents groupes et permettant d'identifier les niveaux de similarité.

Dans l'agglomération nantaise, le dendrogramme (voir Figure 4.20) révèle des apports sur la distribution spatiale et les caractéristiques des bâtiments. En coupant le dendrogramme à différentes hauteurs, on peut déterminer un nombre approprié de clusters. Par exemple, une coupe horizontale à travers les liens les plus élevés donnerait moins de clusters, mais plus généraux, tandis qu'une coupe à travers les liens inférieurs donnerait un plus grand nombre de clusters plus spécifiques. Pour des raisons de clarté, ce dendrogramme a été tronqué à 2,000 clusters.

À titre d'illustration, la partie rouge du dendrogramme correspond aux bâtiments résidentiels collectifs, regroupant ainsi des édifices avec plusieurs logements. Cette spécificité se manifeste par des clusters distincts dans le dendrogramme, reflétant les caractéristiques communes et la proximité spatiale de ces structures au sein de l'agglomération.

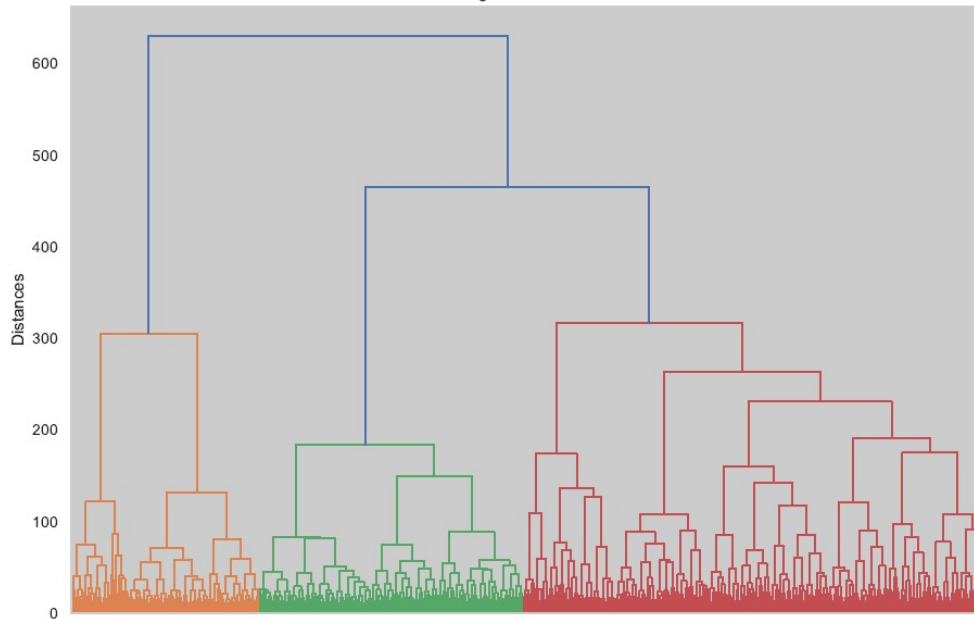


FIGURE 4.20 – Dendrogramme clustering Nantes

4.5.3 Définition des scénarios d'optimisation

L'objectif principal fixé dans les Plans Climat-Air-Énergie Territoriaux (PCAET) pour les agglomérations est d'élaborer un plan d'action visant la neutralité carbone d'ici 2050. Ce plan inclut des étapes intermédiaires, en particulier pour l'horizon 2030.

L'utilisation du modèle SHAPE vise à aligner l'atteinte de la neutralité carbone en 2050 avec une optimisation de la rentabilité économique. Ceci permet d'évaluer différentes métriques en 2030 pour apprécier l'efficacité des divers PCAET.

Le Tableau 4.5 synthétise les scénarios d'optimisation élaborés pour étudier les PCAET.

	Métriques	Description
Objectif	$O^1 = NPC$	Optimisation du coût global
Contraintes	$O_1^2 = O_{GHG_{12}}$	Réduire d'un facteur 10 par rapport à 2019 les émissions de GES du Scope d'émissions 1 et 2
Contraintes	$O_2^2 = O_{EC_DPE}$	Consommation DPE pour obtenir un parc BBC : 80kWhEP.m2.an
Contraintes	$O_3^2 = O_{PE}$	<110% pic actuel
Contraintes	$O_4^2 = O_{nb_reno}$	Nb reno (2020-2030) : 1% par année Nb reno (2030-2040) : 2.5% par année Nb reno (2040-2050) : 4% par année
Contraintes	Enveloppe	La rénovation de l'enveloppe ne sera faite qu'en une seule fois

TABLE 4.5 – Tableau des métriques et objectifs

Ce scénario souligne l'importance de parvenir à la Stratégie Nationale Bas Carbone (SNBC) à travers une réduction significative des émissions de GES en Scope d'émissions 1 et 2, et l'atteinte du niveau BBC pour le parc immobilier en 2050. La limitation de la consommation électrique à un pic ne dépassant pas 10% de celui actuel est également importante, réduisant ainsi la nécessité de travaux majeurs sur le réseau électrique. Le rythme de rénovation fixé dans cette étude est celui décrit au niveau national par la SNBC. Ce scénario est basé sur une optimisation du coût global, garantissant ainsi que le scénario proposé sera celui au moindre coût.

Les émissions de GES à atteindre en 2050 sont calculées en prenant un facteur 10 par rapport aux données de 2016 décrites en figure 4.7 comme mentionné dans les objectifs de la SNBC en introduction générale de ce manuscrit (chapitre). La valeur de la consommation énergétique à atteindre en 2050 pour chaque territoire a été définie en appliquant le facteur de réduction de la consommation d'énergie finale au niveau national (soit 55% dans la description de la SNBC [162]).

Les valeurs de consommation d'énergie en 2030 et d'émissions de GES pourront être récupérées de l'optimisation réalisée avec le modèle SHAPE. Cette valeur sera ensuite à comparer avec celle fournie dans les PCAET. Une valeur plus faible signifierait que des efforts supplémentaires sont à réaliser par les agglomérations pour 2030 pour atteindre la SNBC en 2050.

En ce qui concerne la rénovation des logements, les objectifs annuels de rénovation de la SNBC seront considérés. Cette dernière prévoit un objectif ambitieux de 700 000 rénovations annuelles, soit 2,5% du parc immobilier français, comme détaillé dans le Tableau 3 en introduction générale du manuscrit.

Dans un premier temps, l'étude sera menée pour analyser les métriques optimales de la trajectoire de rénovation des agglomérations dans le cadre de la SNBC. Dans un second temps, l'analyse sera menée avec les paramètres du PCAET pour analyser si les stratégies proposées sont atteignables et pour quel surcout éventuel comparé au scénario optimal.

4.6 Résultats

Cette section de l'étude approfondit l'évaluation des critères de performance pour les plans de rénovation urbaine, alignés sur les objectifs de la SNBC. Elle vise ensuite à comparer ces critères aux directives des PCAET, afin de déterminer la viabilité et l'impact financier des approches recommandées en comparaison avec la trajectoire idéale.

Cette démarche approfondie vise à mieux cerner les défis associés aux PCAET dans la réalisation des objectifs de la SNBC, en considérant à la fois les aspects économiques et environnementaux.

4.6.1 Discussion des PCAET

Évolution des indicateurs du PCAET

En ce qui concerne la consommation finale d'énergie, tous les résultats modélisés, à l'exception de ceux de Nantes, montrent des écarts significatifs par rapport aux prévisions des PCAET. Comme le montre la

Figure 4.21, la diminution de la consommation d'énergie s'écarte de 15 à 25% par rapport aux baisses prévues dans les PCAET.

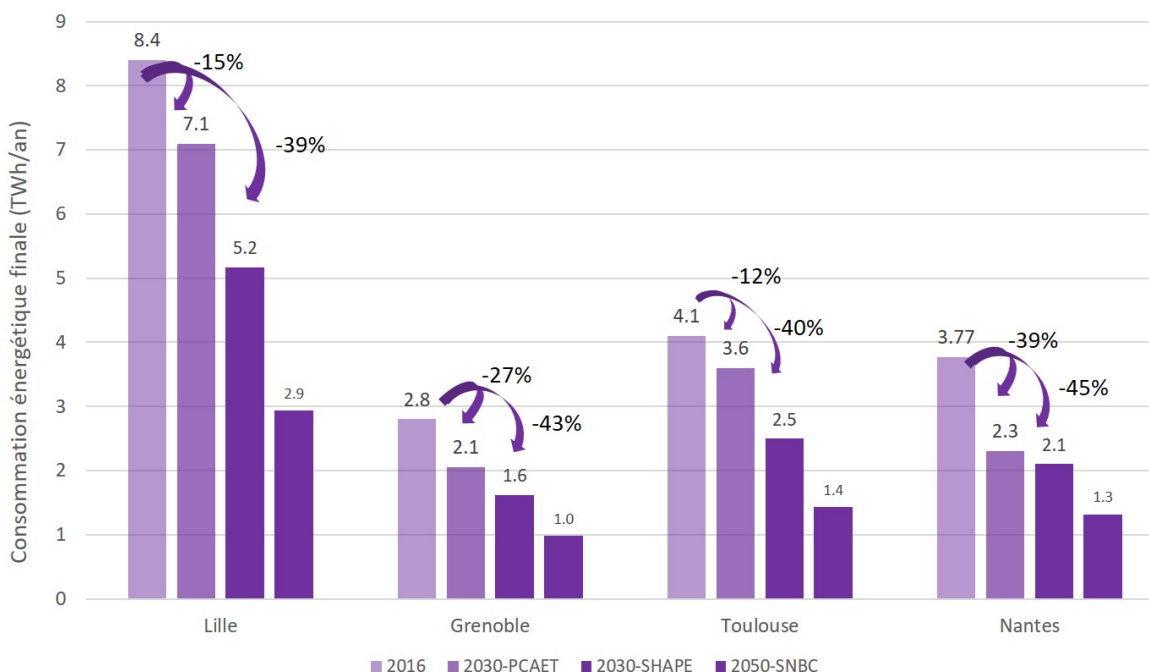


FIGURE 4.21 – Comparaison de la consommation énergétique en 2016, objectifs en 2030 du PCAET et comparaison avec le résultat du modèle d'optimisation

Pour les GES, bien que le modèle recommande une réduction plus importante que celle des PCAET, les ordres de grandeur restent similaires, particulièrement pour les agglomérations de Lille et Toulouse, comme illustré dans la Figure 4.22. Cependant, il est suggéré que les agglomérations de Toulouse et Nantes visent une réduction de plus de 50% de leurs émissions de GES d'ici 2030 pour atteindre la SNBC de manière optimale.

Ces résultats suggèrent un écart notable entre la réduction de la consommation d'énergie et celle des émissions de GES, indiquant que les PCAET pourraient se concentrer davantage sur la réduction des GES que sur la diminution de la consommation énergétique. Plusieurs facteurs pourraient expliquer cette divergence, notamment :

- Un mix énergétique plus décarboné dans les villes concernées, facilitant des réductions de GES plus importantes pour une même rénovation
- Des rénovations ciblant principalement le système de chauffage, réduisant efficacement les GES sans impacter significativement la consommation énergétique
- Une différence dans le nombre de rénovations, favorisant des interventions mono-gestes orientées vers la réduction des GES.

La Figure 4.23 compare la proportion de logements rénovés en 2030 selon le modèle d'optimisation et les objectifs des PCAET. Pour Lille, Grenoble et Toulouse, le modèle d'optimisation s'aligne avec les PCAET, mais pour Nantes, une augmentation significative du nombre de rénovations est suggérée.

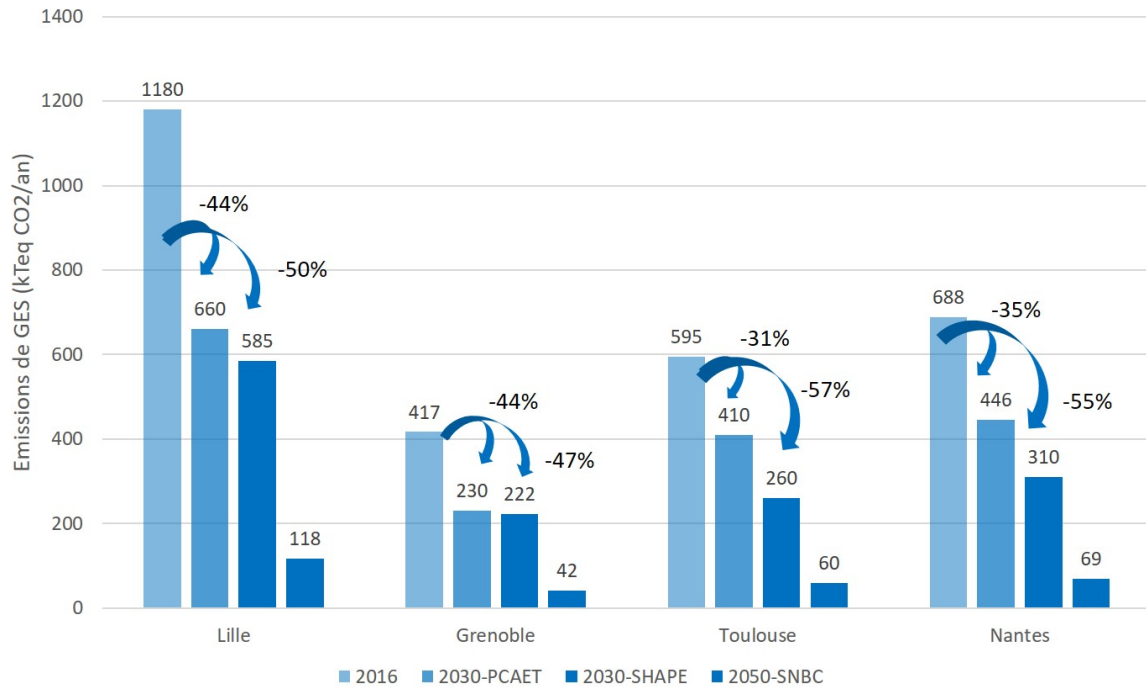


FIGURE 4.22 – Comparaison des émissions de GES en 2016, objectifs en 2030 du PCAET et comparaison avec le résultat du modèle d’optimisation

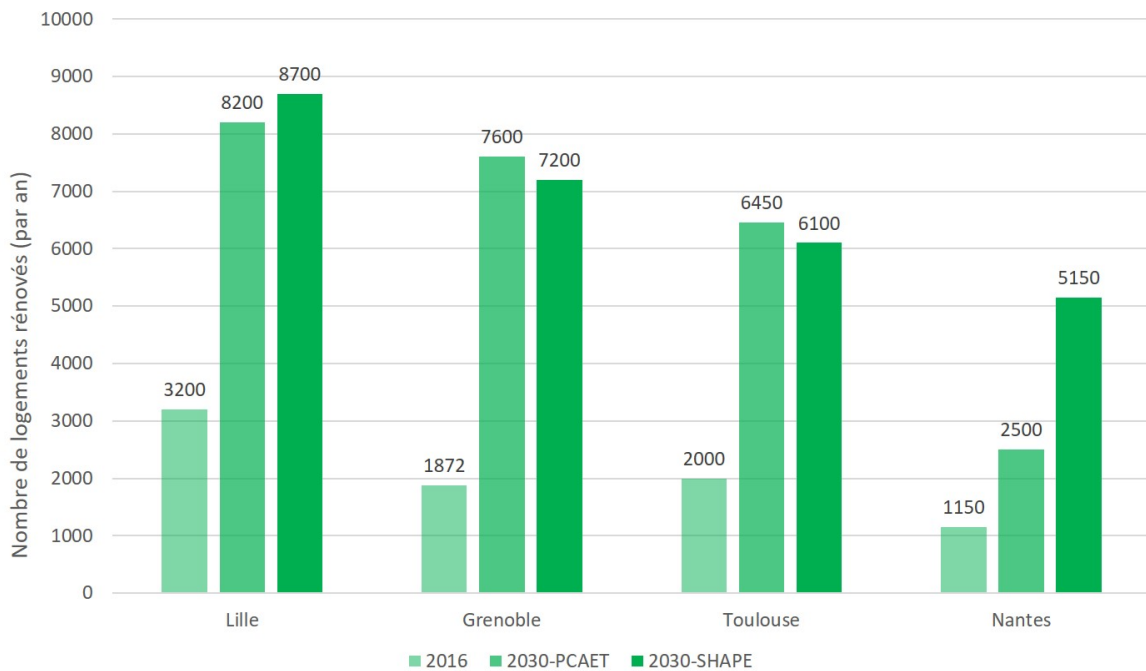


FIGURE 4.23 – Comparaison du nombre de logements rénovés en 2016, objectifs en 2030 du PCAET et comparaison avec le résultat du modèle d’optimisation

L'analyse de ces résultats indique que les rénovations définies dans les PCAET des différentes agglomérations pourraient être moins ambitieuses que celles recommandées par le modèle SHAPE. Malgré un nombre de rénovations similaire pour les villes de Lille, Grenoble et Toulouse, l'impact sur la réduction de la consommation d'énergie et des émissions de GES semble moins prononcé.

La section suivante se penche plus en détail sur l'évolution du parc bâti résidentiel, l'évolution des étiquettes DPE, la consommation d'énergie, les différents types de travaux de rénovation effectués, et aborde également la question des aides financières.

4.6.2 Apports complémentaires au PCAET de Nantes

L'étude effectuée permet des compléments d'informations par rapport au PCAET. En effet, le PCAET ne comporte pas de volets sur les évolutions technologiques ou énergétiques du parc de bâtiments résidentiels. Les éléments financiers ne sont que peu abordés dans les PCAET des différentes métropoles étudiées et un focus sera réalisé dans cette section avec une attention particulière sur les aides financières.

Evolution du parc bâti

L'évolution du parc bâti au sein de l'agglomération de Nantes est un sujet clé pour comprendre les tendances en matière d'efficacité énergétique. La Figure 4.24 illustre cette évolution en termes de classes DPE (Diagnostic de Performance Énergétique). Ce graphique montre une progression significative vers des bâtiments plus économes en énergie, avec pour objectif d'atteindre un parc entièrement classé BBC d'ici 2050. Cette transformation représente un défi majeur en termes de rénovation et de construction respectueuse de l'environnement. On remarque également que la totalité des passoires énergétiques sont rénovés en priorité pendant la période d'optimisation.

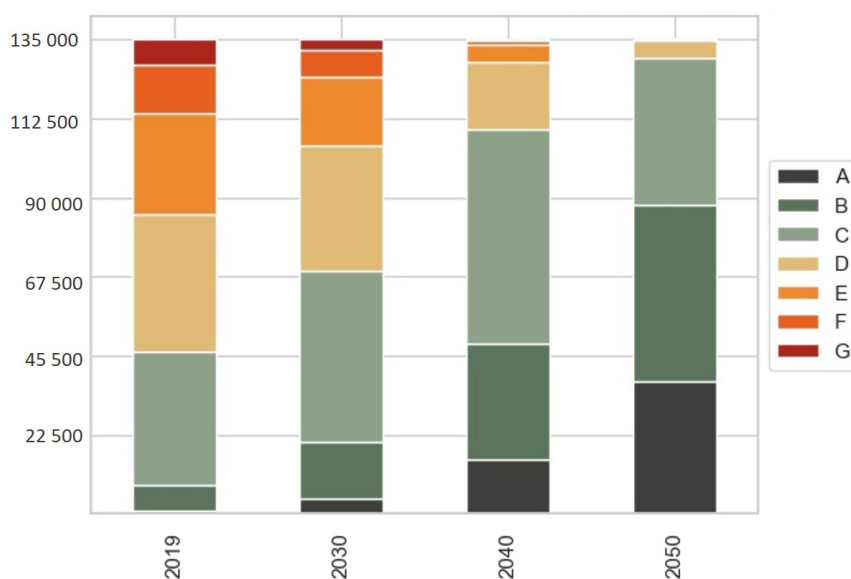


FIGURE 4.24 – Evolution classes DPE agglomération Nantes

Concernant la répartition des types de travaux de rénovation, une diversité d'approches est observée.

D'après les données explicitées en Figure 4.25, 15% des rénovations sont globales (bleu foncé), impliquant une refonte complète du bâtiment pour optimiser son efficacité énergétique.

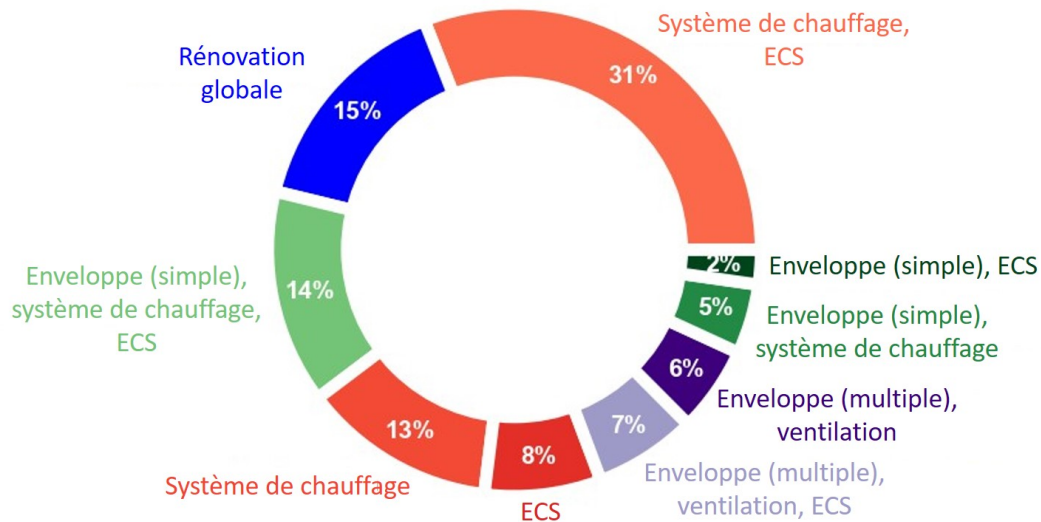


FIGURE 4.25 – Répartition des travaux de rénovation pour Nantes

En outre, 35% des travaux concernent des rénovations d'ampleur moyenne (en vert et violet), tandis que les 50% restants se concentrent sur des améliorations ciblées, comme le système de chauffage et l'ECS (en rouge). Cette stratification des travaux indique une approche pragmatique et adaptée aux spécificités de chaque bâtiment.

L'accent mis sur la diversité des interventions de rénovation souligne l'engagement de Nantes dans une transition énergétique inclusive et efficace. Le défi consiste à équilibrer les objectifs à long terme d'un parc bâti BBC avec les besoins immédiats de rénovation, garantissant ainsi à la fois une amélioration continue de l'efficacité énergétique et une réponse adaptée aux exigences de chaque bâtiment.

Etude de la temporalité des travaux réalisés

Le modèle SHAPE permet une analyse temporelle de la répartition des solutions de rénovation.

La Figure 4.26 représente la temporalité de l'action des gestes de rénovation dans le cas où uniquement les postes 'ECS' et 'Système de chauffage' sont rénovés. Cela correspond à 31% des gestes totaux réalisés sur les médaïds de Nantes d'après la Figure 4.25. Cette matrice illustre sur la diagonale quand les systèmes de chauffage et d'ECS sont rénovés pendant la même période temporelle. Ainsi, 50% des rénovations d'ECS et de chauffage sont réalisés en même temps. Dans 31% des cas, l'ECS est rénové après le système de chauffage. Cela s'explique par le fait que le système de chauffage permet une réduction plus forte des émissions de gaz à effet de serre et que le modèle préfère ainsi privilégier cette solution.

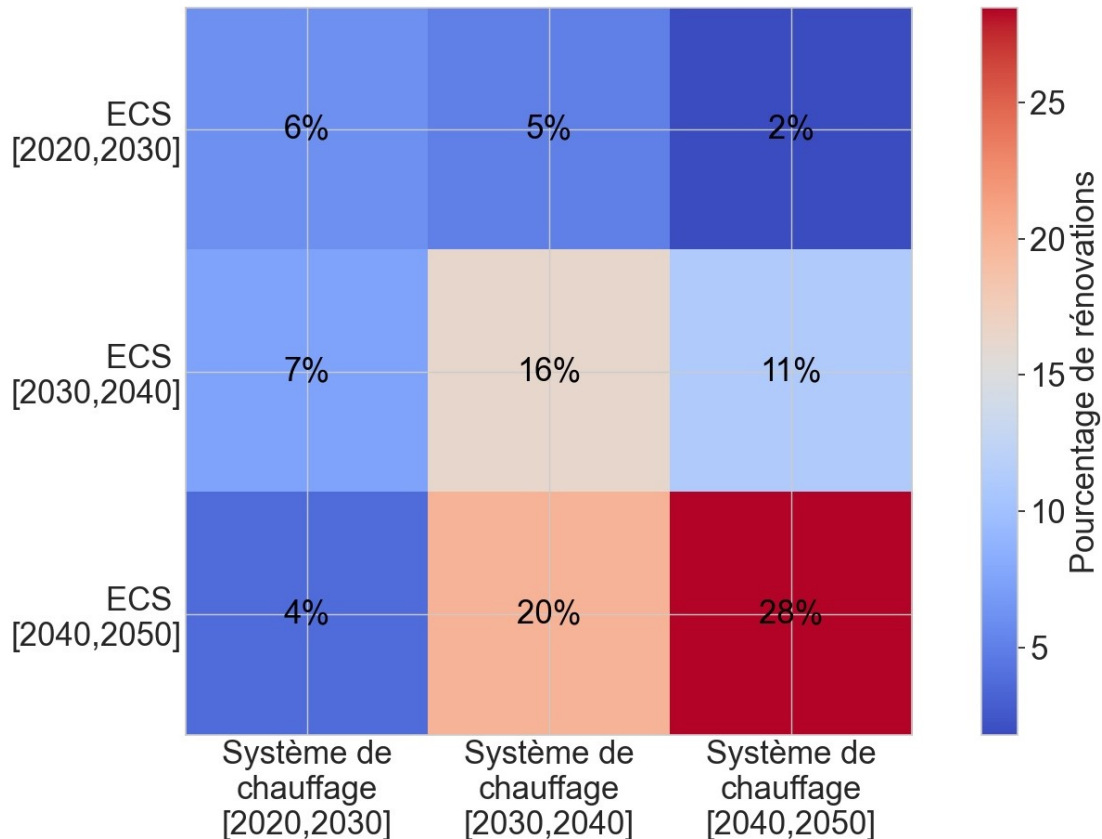


FIGURE 4.26 – Répartition des travaux commun ECS et systèmes de chauffage

A l'inverse, 52% (la dernière ligne) des rénovations d'ECS sont effectuées la dernière année. Cela montre que les solutions d'ECS sont appliquées par le modèle à la fin de l'optimisation pour atteindre les objectifs de réduction de GES à moindre coût (plutôt que de rénover d'autres systèmes de chauffage ou d'isoler l'enveloppe).

Il est intéressant d'étudier les stratégies de rénovation dans le cas des systèmes de chauffage et d'isolation de l'enveloppe. La Figure 4.27 montre la répartition temporelle de gestes de rénovation appliquée dans le cas des rénovations qui touchent au moins l'enveloppe une fois et le système de chauffage (donc en vert ou bleu sur la Figure 4.25). On remarque tout d'abord que très peu de rénovation sur l'enveloppe sont effectuées durant la dernière période temporelle avec 5% des rénovations seulement (dernière ligne de la figure). Cela s'explique par le fait que ces rénovations sont peu rentables pour le modèle puisqu'elles arrivent sur la fin de l'optimisation et que le retour sur investissement sera donc plus faible.

Les rénovations pour lesquelles l'enveloppe et le système de chauffage sont rénovés en même temps sont peu nombreuses. Elles sont visibles sur la diagonales et ne représentent que 11% des rénovations.

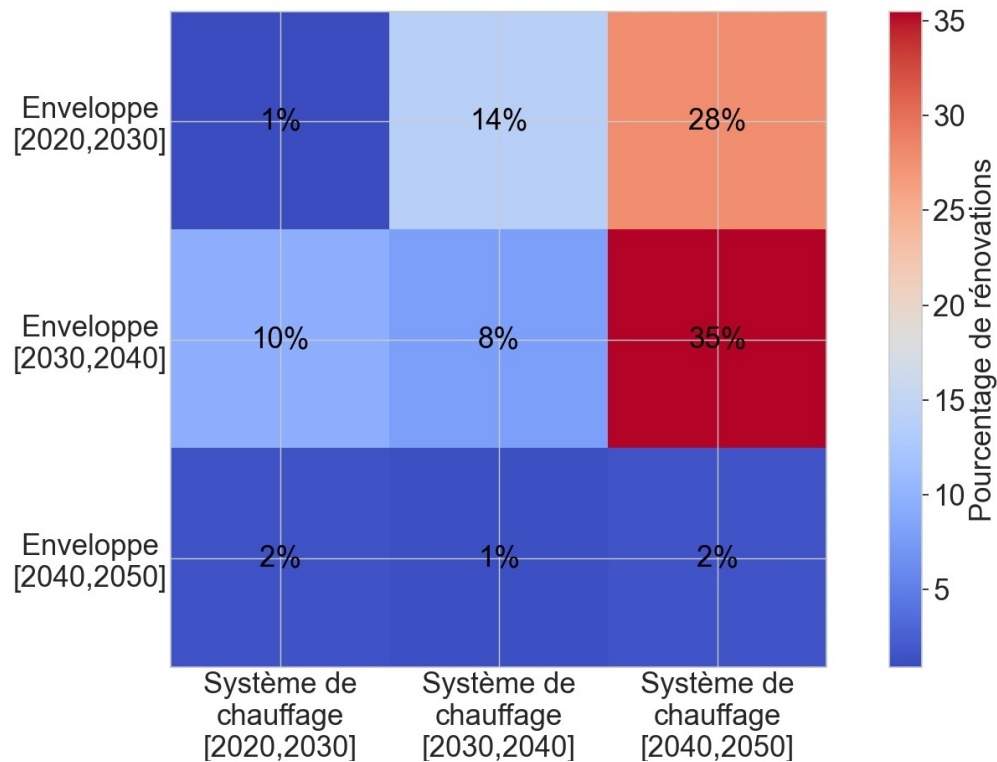


FIGURE 4.27 – Répartition des travaux commun entre systèmes de chauffage et enveloppe

Cette illustration révèle que dans 77% des cas, les systèmes de chauffage sont rénovés après l'isolation de l'enveloppe du bâtiment. Cette séquence de rénovation est stratégique, car elle permet de profiter de la réduction de la demande de chauffage résultant de l'amélioration de l'isolation. En isolant d'abord l'enveloppe, on crée les conditions pour un dimensionnement plus précis et efficace du système de chauffage. Ce dernier peut ainsi être adapté à la nouvelle demande thermique réduite du bâtiment, ce qui se retrouve dans le calcul de l'investissement pour la rénovation du système de chauffage explicitée en équation 3.15 du chapitre 3.

Analyse des investissements

Les investissements nécessaires pour rénover le parc bâti actuel présentent une corrélation directe avec la performance thermique initiale du bâtiment. La Figure 4.28 montre de manière éloquent que plus un bâtiment est classé bas dans l'échelle du DPE, plus les coûts d'investissements requis pour sa rénovation sont conséquents. Cette relation souligne l'importance de la performance énergétique initiale dans la planification financière des projets de rénovation.

La diversité des investissements nécessaires au sein d'une même classe DPE est également mise en évidence, démontrant que les coûts de rénovation ne sont pas uniformes et peuvent varier significativement d'un bâtiment à l'autre, même au sein de la même catégorie de performance énergétique. Cela peut s'ex-

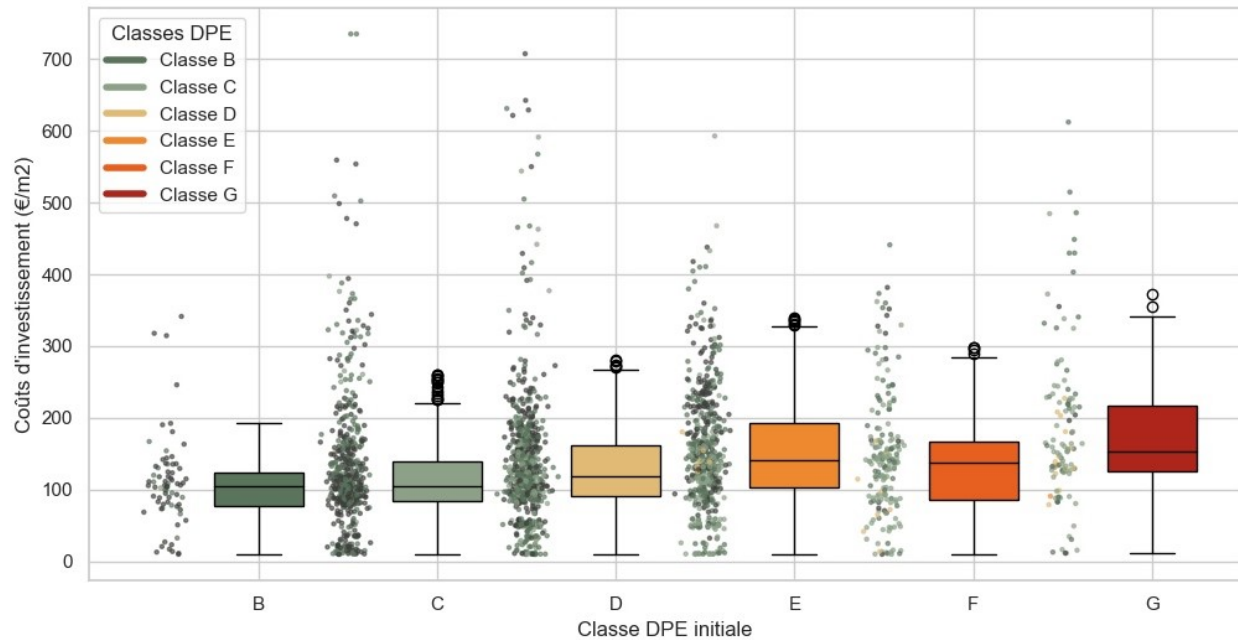


FIGURE 4.28 – Investissements pour les médoids selon la classe DPE initiale

pliquer par les différences dans les caractéristiques physiques des bâtiments, leurs tailles, leurs usages, ou encore les technologies de rénovation utilisées.

Il est particulièrement intéressant de noter que certains bâtiments classés DPE B sont également ciblés pour rénovation. Cette démarche peut paraître contre-intuitive mais s'inscrit dans une stratégie visant à atteindre un parc immobilier moyen de classe B d'ici 2050. L'objectif est de maximiser l'efficacité énergétique globale du parc bâti, en améliorant même les performances des bâtiments déjà considérés comme économes en énergie. L'optimisation des investissements cherche ainsi à réduire le coût global des rénovations tout en maximisant les gains en efficacité énergétique sur l'ensemble du parc. Dans un souci de réalité, il serait peut-être pertinent d'interdire la rénovation de ces bâtiments.

Cependant, la stratégie actuelle n'envisage pas de rénovation pour les bâtiments déjà classés DPE A, considérant probablement que les bénéfices énergétiques marginaux ne justifient pas l'investissement supplémentaire.

La projection des classes DPE en 2050, après l'ensemble des rénovations prévues, révèle un défi majeur : il est nettement plus difficile d'atteindre théoriquement les classes A ou B pour les bâtiments initialement considérés comme des passoires thermiques. Cette difficulté est clairement illustrée par le nuage de points sur la figure, où bien que quelques rénovations parviennent exceptionnellement à transformer des bâtiments de classe F ou G en classe A, ces cas restent exceptionnels. Cela souligne la nécessité d'interventions profondes et souvent coûteuses pour surmonter les déficiences énergétiques les plus sévères. Le nuage de points démontre visuellement l'étendue et la variabilité des résultats de rénovation, mettant en évidence les performances énergétiques finales atteignables et les défis associés à la mise à niveau des bâtiments les moins performants.

Aides financières par classes de revenus

Les investissements nécessaires à la rénovation ainsi que les aides financières attribuées en fonction des classes de revenus sont détaillés dans la Figure 4.29. Elle montre un lien entre les revenus des habitants et l'ampleur des travaux de rénovation requis. Il ressort que les ménages aux revenus les plus faibles habitent généralement dans des logements moins performants énergétiquement, ce qui nécessite des interventions de rénovation d'une envergure plus significative. Cette tendance indique clairement que les résidents les plus défavorisés sont les plus affectés par les inefficacités énergétiques, soulignant ainsi l'urgence d'actions ciblées pour cette catégorie de population.

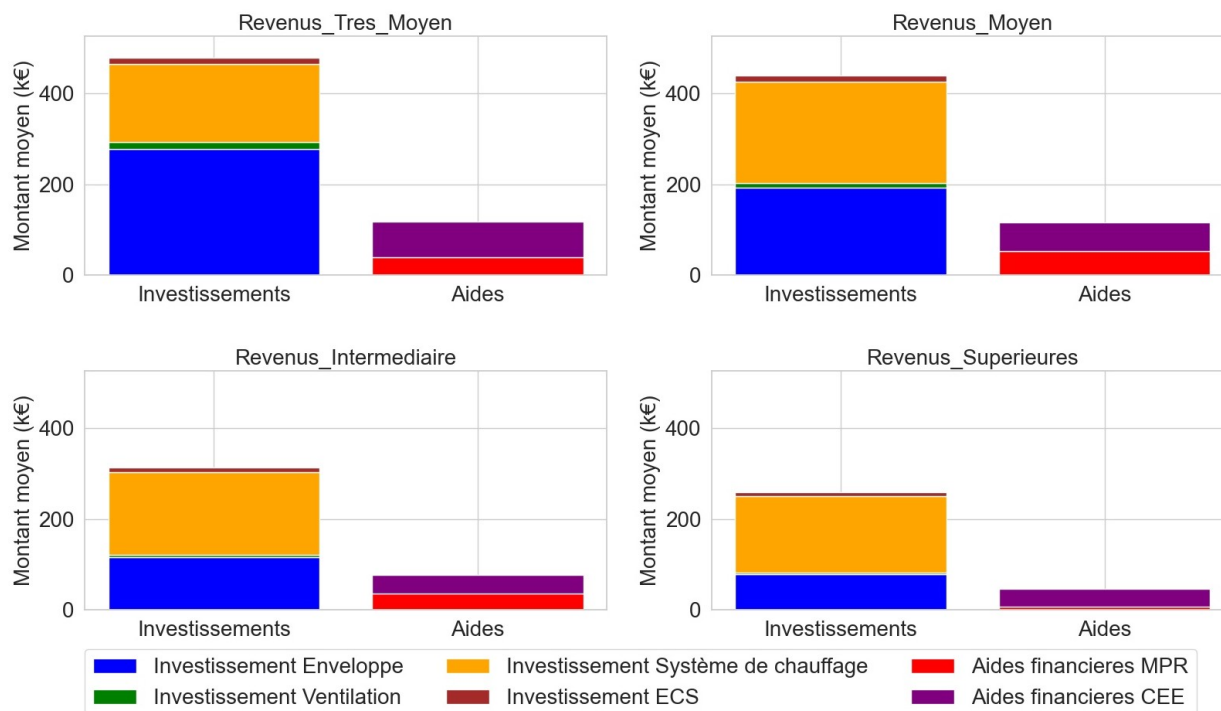


FIGURE 4.29 – Investissements et aides financières

La figure montre également le dispositif des aides financières, indiquant qu'elles sont proportionnellement plus élevées pour les ménages à faible revenu. Cependant, bien que plus conséquentes pour les ménages défavorisés, ces aides semblent insuffisantes pour couvrir correctement les coûts des travaux. Cette différence soulève des interrogations sur l'adéquation des aides à répondre aux besoins spécifiques des ménages selon leur niveau de revenus.

Le niveau d'aide correct à atteindre pour massifier la rénovation énergétique est discuté dans la section suivante.

La Figure 4.30 apporte une perspective complémentaire en montrant les investissements nécessaires à la rénovation, rapportés au nombre de logements présents dans chaque bâtiment. Cette perspective révèle une tendance intéressante : les habitants des quartiers les plus défavorisés tendent à résider dans des bâtiments comprenant un nombre plus élevé de logements (donc souvent des bâtiments collectifs).

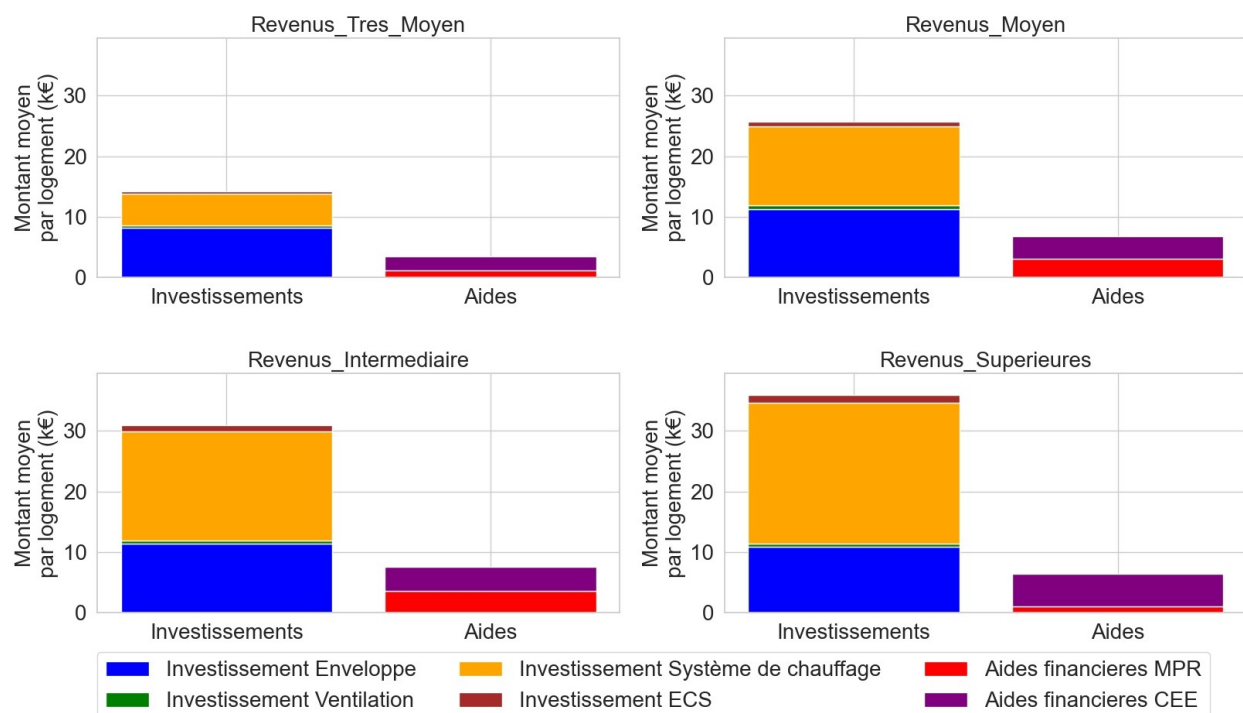


FIGURE 4.30 – Investissements et aides financières par logement

Le montant moyen des restes à charge est de 15,000€ par logement pour les revenus très modeste et jusqu'à 30,000€ pour les revenus supérieurs. L'objectif serait de réduire le reste à charge pour les ménages les plus modestes, tout en encourageant une rénovation énergétique ambitieuse et largement accessible. Dans ce contexte, il est pertinent de se référer aux travaux d'Olivier Sichel, qui en 2021, a défini dans son rapport [163] un taux minimal de subvention nécessaire pour rendre la rénovation des bâtiments économiquement viable pour les ménages. Comme l'illustre la Figure 4.31, ces taux de subvention minimaux, dans le cadre d'une rénovation conforme aux normes BBC, varient en fonction des revenus.

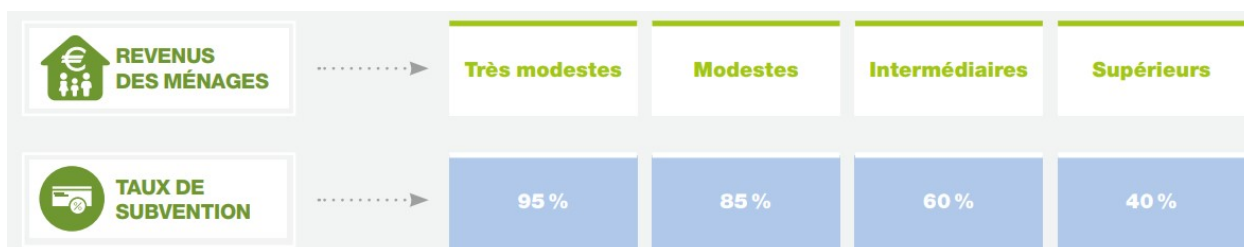


FIGURE 4.31 – Taux de subvention des rénovations globales en fonction des revenus proposées par la mission « Sichel » [163]

Les taux de subvention mentionnés représentent le pourcentage du coût total des travaux qui devrait être pris en charge par les aides financières pour alléger le fardeau financier des ménages et encourager la transition vers une efficacité énergétique accrue. Cette analyse souligne l'importance d'adapter les aides financières aux réalités économiques des ménages, notamment ceux aux revenus les plus faibles, pour favoriser une rénovation énergétique plus étendue et efficace des bâtiments résidentiels.

En appliquant le pourcentage de subvention qui devrait être atteint pour rendre une rénovation rentable, une analyse du nombre de rénovation rentable par type de revenus est réalisée dans le Tableau 4.6.

Revenus des ménages	Pourcentage de rénovations rentables selon "Sichel"
Revenus Très Moyen	7.45%
Revenus Moyen	8.54%
Revenus Intermédiaire	1.34%
Revenus Supérieurs	1.15%

TABLE 4.6 – Répartition des rénovations dites rentables selon "Sichel" dans le modèle

Ce tableau montre que la grande majorité des rénovations ne sont pas rentables pour les habitants quelque soit leur revenu. Une étude complémentaire avec les niveaux d'aide mis à jour dans MPR 2024 serait intéressant afin d'analyser l'évolution des montants d'aide et l'évolution par rapport à la méthode "Sichel".

Mise en perspective du montant d'aides nécessaires

La Métropole de Nantes, engagée dans une démarche de transition écologique et énergétique, a planifié un budget global d'investissement de 3,25 milliards d'euros jusqu'en 2026, avec une attention particulière portée à la rénovation urbaine et environnementale. En 2024, un montant de 570 millions d'euros sera consacré à divers domaines, notamment la rénovation du réseau de transports en commun, la préservation des réseaux d'eau potable et d'assainissement, et la rénovation du parc de logements sociaux. Parallèlement, Nantes Métropole a mis en place un programme d'aides financières pour la rénovation énergétique. Jusqu'en 2025, 7 millions d'euros par an sont alloués pour soutenir les travaux de rénovation énergétique des propriétaires de maisons individuelles et de copropriétés.

Ces chiffres illustrent l'engagement considérable de la Métropole de Nantes dans la durabilité et la résilience face aux défis environnementaux, en prévoyant des investissements et des aides financières conséquents pour les prochaines décennies.

Afin de comparer les montants cités ci-dessus avec les résultats du modèle SHAPE, le Tableau 4.7 somme les montants d'aide ainsi que les investissements du scénario optimisé jusqu'en 2050 et propose également une moyenne par année.

Ce Tableau montre un montant total d'aides 4 fois supérieures à celui budgété actuellement par la métropole de Nantes. Toutefois, ces aides comprennent des aides nationales qui ne sont peut être pas prises en compte dans le budget de la métropole de Nantes.

Aides MPR (M€)	Aides CEE (M€)	Investissements (M€)
346 M€	559 M€	3,937 M€
Aides MPR par année (M€)	Aides CEE par année (M€)	Investissements par année (M€)
11 M€	18 M€	127 M€

TABLE 4.7 – Récapitulatif aides financières et investissements Nantes modèle SHAPE jusqu'en 2050

Afin de conclure cette section sur l'analyse des PCAET, une comparaison entre le scénario optimal défini précédemment et le scénario du PACET de Nantes va être menée.

4.6.3 Scénario basé sur les PCAET

Pour la ville de Nantes, une différence notable a été observée (Figure 4.23) entre le nombre de logements rénovés en 2030, tel qu'indiqué dans le PCAET, et les suggestions du modèle d'optimisation. Cette observation soulève un intérêt particulier pour tester la trajectoire du PCAET pour cette agglomération, en prenant en compte le nombre de rénovations visé dans le PCAET, afin de déterminer si les objectifs de la Stratégie Nationale Bas Carbone (SNBC) peuvent être atteints.

Dans ce contexte, un nouveau scénario, basé sur celui défini précédemment en Tableau 4.5 a été envisagé. Dans ce cas, le nombre de rénovations se déroulerait et la contrainte O_{nb_reno} est modifiée comme mentionnée en Tableau 4.8 :

	Métriques	Description
Contraintes	$O_4^2 = O_{nb_reno}$	Nb reno (2020-2030) : 1% par année Nb reno (2030-2040) : 2.5% par année Nb reno (2040-2050) : 4% par année

TABLE 4.8 – Rythme de rénovation scénario PCAET Nantes

Cette approche, détaillée dans le scénario PCAET pour Nantes, vise à évaluer si la SNBC est théoriquement réalisable sous ces conditions et le modèle SHAPE montre que c'est faisable. Cependant, il reste essentiel de considérer les implications économiques et les émissions cumulées de GES associées à ce scénario. La question demeure donc : quel serait le surcoût économique et l'impact sur les émissions de GES pour atteindre les objectifs fixés par la SNBC à travers ce scénario de rénovation ?

Surcoût financier lié au scénario PCAET

Dans le cadre du scénario PCAET pour Nantes, le coût total estimé s'élève à 5,6 milliards d'euros, se composant d'un coût d'investissement de 3,8 milliards d'euros et d'un coût global additionnel de 1,7 milliards d'euros. En comparaison, le modèle SHAPE avec une trajectoire de rénovation optimisée présente un coût total de 5,4 milliards euros, résultant d'un coût d'investissement de 3,7 milliards euros et d'un coût global additionnel de 1,7 milliard d'euros. La Figure 4.32 illustre cet écart financier entre les 2 scénarios discutés dans cette section.

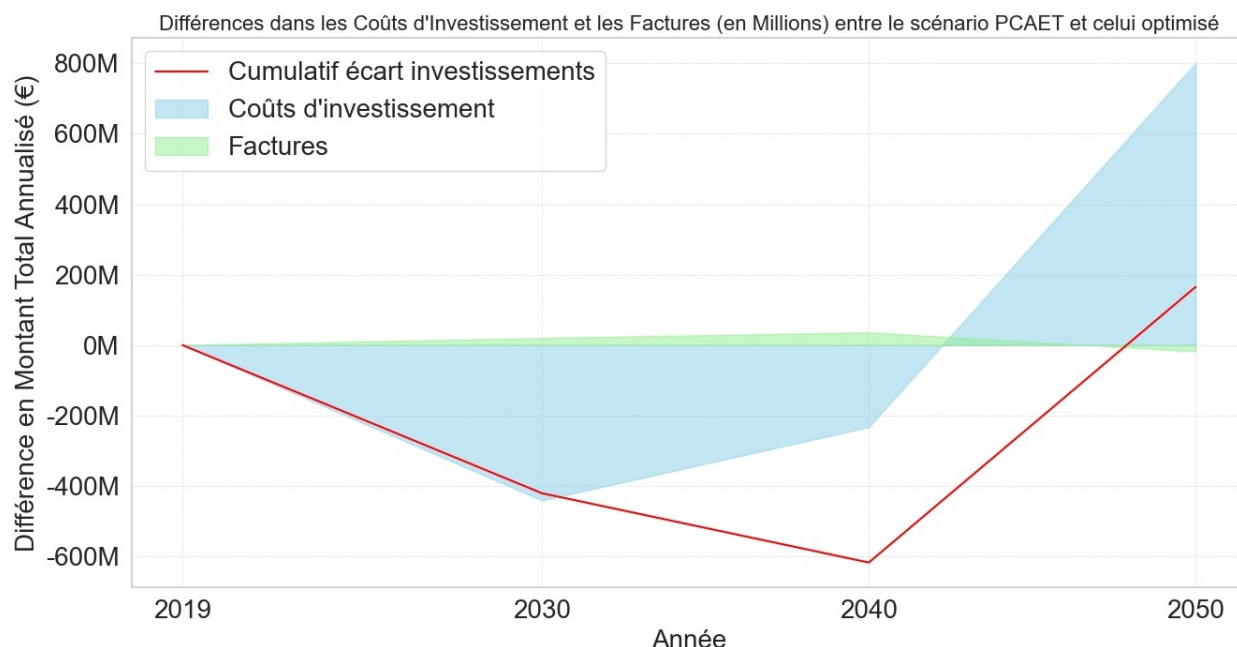


FIGURE 4.32 – Différence de coûts d'investissements et facture entre scénarios

La différence entre ces deux approches, matérialisée en rouge dans la figure ci-dessus, est donc de **144 millions d'euros** sur l'ensemble de la trajectoire, soulignant un surcoût associé à l'adoption du scénario PCAET. Il est important de noter que la majorité de cette augmentation de coût provient des investissements à réaliser dans le scénario PCAET. Ce surcoût correspond à environ 4% du montant d'investissement nécessaire sur l'ensemble de la trajectoire.

On remarque également que la stratégie proposée par le PCAET revient à investir moins que la trajectoire optimisée dans les premières années pour compenser au maximum sur la dernière période temporelle.

Surplus GES

L'évaluation des différences d'émissions de GES entre les scénarios PCAET et SHAPE apporte un éclairage crucial sur l'impact environnemental des différentes stratégies de rénovation. La Figure 4.33 illustre l'écart en termes d'émissions cumulées de GES entre ces deux scénarios, marqué par la courbe rouge. Bien que les deux scénarios convergent vers un même niveau d'émissions de GES pour le parc bâti à l'horizon 2050, la trajectoire adoptée dans le scénario PCAET induit un volume d'émissions supérieur sur l'ensemble de la période.

En termes chiffrés, le scénario PCAET entraîne l'émission additionnelle de **175 kTeq de GES**, ce qui équivaut à environ trois années d'émissions du parc bâti résidentiel nantais en 2016. Cette augmentation est significative car elle souligne un impact environnemental accru dans le cadre du PCAET, malgré une convergence finale vers des objectifs similaires.

L'analyse temporelle de ces émissions révèle que le PCAET favorise une approche progressive, avec des investissements moins importants dans les premières années mais un effort accru dans la dernière phase de la trajectoire. Cette stratégie peut être interprétée comme une volonté d'étaler les coûts et les efforts de

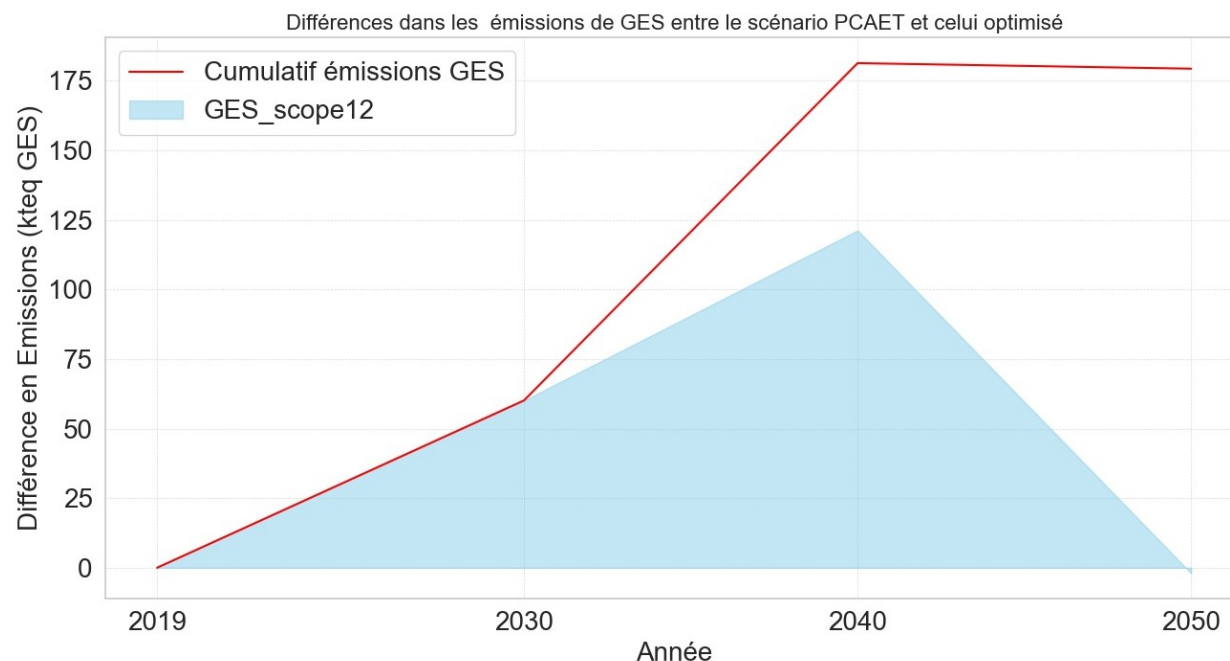


FIGURE 4.33 – Différence d'émissions de GES entre scénarios

rénovation sur une période plus longue, tout en acceptant un impact environnemental plus important à court et moyen terme. En revanche, la trajectoire optimisée dans le modèle SHAPE suggère une approche plus proactive, cherchant à réduire rapidement les émissions de GES, ce qui pourrait être bénéfique pour atteindre plus tôt les objectifs de développement durable et de réduction des impacts climatiques.

Il est essentiel de considérer ces différences d'émissions dans le contexte des engagements climatiques de Nantes. Alors que les objectifs à long terme peuvent être similaires, les trajectoires pour les atteindre varient de manière significative, influençant non seulement les coûts financiers mais aussi l'empreinte carbone de la ville à moyen terme. Cette analyse met en lumière l'importance d'une planification stratégique qui tient compte à la fois des objectifs environnementaux et des considérations économiques.

4.6.4 Comparaison entre les agglomérations

L'avantage d'utiliser le modèle d'optimisation décrit dans ce manuscrit est que la méthode proposée est répliquable pour chaque territoire différent en France. La prise en compte des caractéristiques propres au parc bâti et les fichiers météo dépendant de la localisation impliquent que les stratégies pour chaque territoire seront différentes. Cette section a pour objectif de montrer les différences de stratégies proposées par le modèle selon la localisation géographique et le parc de bâtiments résidentiels considérés.

Ainsi, la Figure 4.34 illustre les différences de comportements du modèle pour chaque agglomération dans la répartition des postes de rénovation considérés.

On remarque que le pourcentage de rénovation affectant le système de chauffage ou l'ECS est le plus important pour chaque agglomération. Cela s'explique par le fait que le changement du système de chauffage permet une réduction forte des GES et que c'est donc un système qui est souvent modifié dans les



FIGURE 4.34 – Comparaison de la répartition des postes de travaux entre agglomérations (en % du total de rénovation)

stratégies de rénovation du parc bâti. 75% des rénovations effectuées sur le parc de bâtiments correspond au maximum de rénovations possibles par le modèle d'après les contraintes fournies en entrée d'optimisation (voir Tableau 4.5).

Un aspect particulièrement surprenant de l'analyse est la variation des comportements de rénovation entre différentes agglomérations, avec une attention spéciale portée à l'agglomération lilloise. À Lille, l'importance accordée à l'isolation de l'enveloppe des bâtiments est significativement plus élevée que dans les autres agglomérations étudiées. Cette différence peut être attribuée aux exigences climatiques de la région de Lille, qui nécessitent des rénovations plus approfondies pour atteindre les objectifs climatiques fixés.

A l'inverse, l'isolation de l'enveloppe est moins choisie par l'optimiseur avec des rénovations de 30 à 40% des bâtiments isolés pour les murs pour les autres agglomérations ou 25 à 40% pour les toitures.

Les bouquets de travaux réalisés sont illustrés en Figure 4.35 pour illustrer de quelles manières les gestes décrits précédemment sont réalisés. Il est notable que la ville de Lille se distingue par un nombre significativement plus élevé de rénovations globales que Toulouse et Grenoble et encore d'avantage que

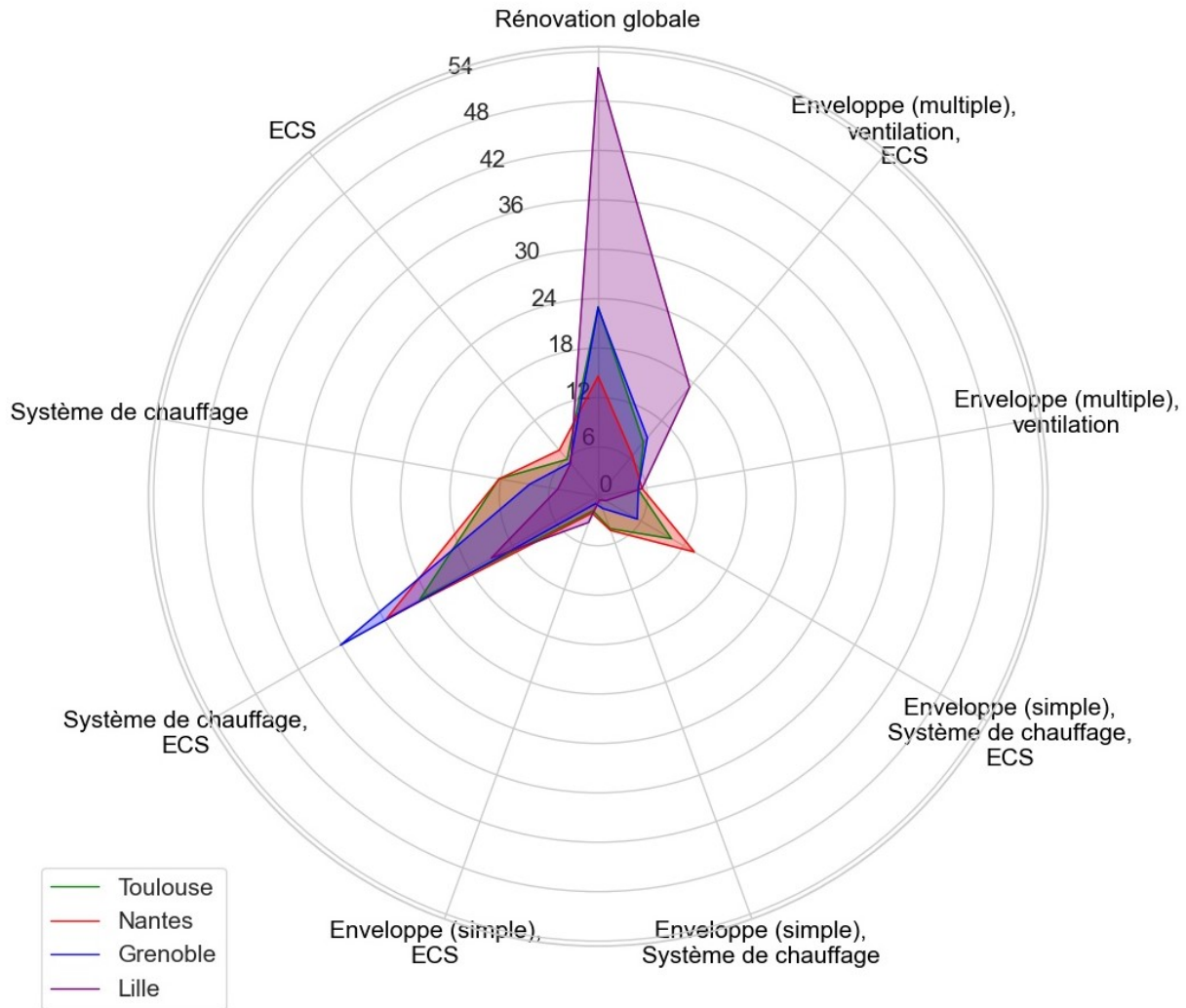


FIGURE 4.35 – Comparaison de la répartition des bouquets de travaux entre agglomérations (en % du total de rénovation)

Nantes. Cette tendance peut être attribuée à la nécessité de procéder à des rénovations plus profondes dans le cadre du renouvellement du parc immobilier de ces agglomérations.

La figure est définie de manière à illustrer les rénovations affectant le plus de gestes jusqu'aux rénovations monogestes. On remarque ainsi que le modèle préconise des différences fortes de nombre de rénovations pour les rénovations avec 3 gestes comprenant l'enveloppe, le système de chauffage et l'ECS (en bas à droite de la Figure). Nantes est ici l'agglomération avec le plus de rénovation devant Toulouse et Grenoble pour ce bouquet de travaux. Au global, en comparant les rénovations avec 3 gestes ou plus (la droite de la figure), la métropole de Lille reste bien sur celle qui nécessite les rénovations multigestes les plus approfondies devant Toulouse.

On retrouve sur cette figure que le modèle propose globalement des tendances identiques dans chaque agglomération pour atteindre les objectifs de réduction d'émissions de GES mais des proportions très

différentes. Cela comprend des rénovations globales à réaliser, des rénovations multi-gestes et un effort important sur le changement de système de chauffage et d'ECS. Toutefois, des différences assez notables sont visibles dans la définition de ces stratégies pour chacune des agglomérations.

Ces différences de stratégies sont visibles d'un point de vue temporel. La Figure 4.36 présente la temporalité de rénovation de l'enveloppe par rapport au système de chauffage pour chaque agglomération. L'agglomération de Lille se distingue assez fortement avec une rénovation du système de chauffage et de l'enveloppe réalisée majoritairement pendant la même période temporelle et aucune rénovation de l'enveloppe après le système de chauffage.

Les agglomérations de Nantes, Toulouse et Grenoble suivent un profil différent avec quelques rénovations de l'enveloppe après le système de chauffage (au maximum 20% des rénovations pour Grenoble). La majorité des rénovations pour ces villes font l'objet d'une rénovation de l'enveloppe avant le système de chauffage.

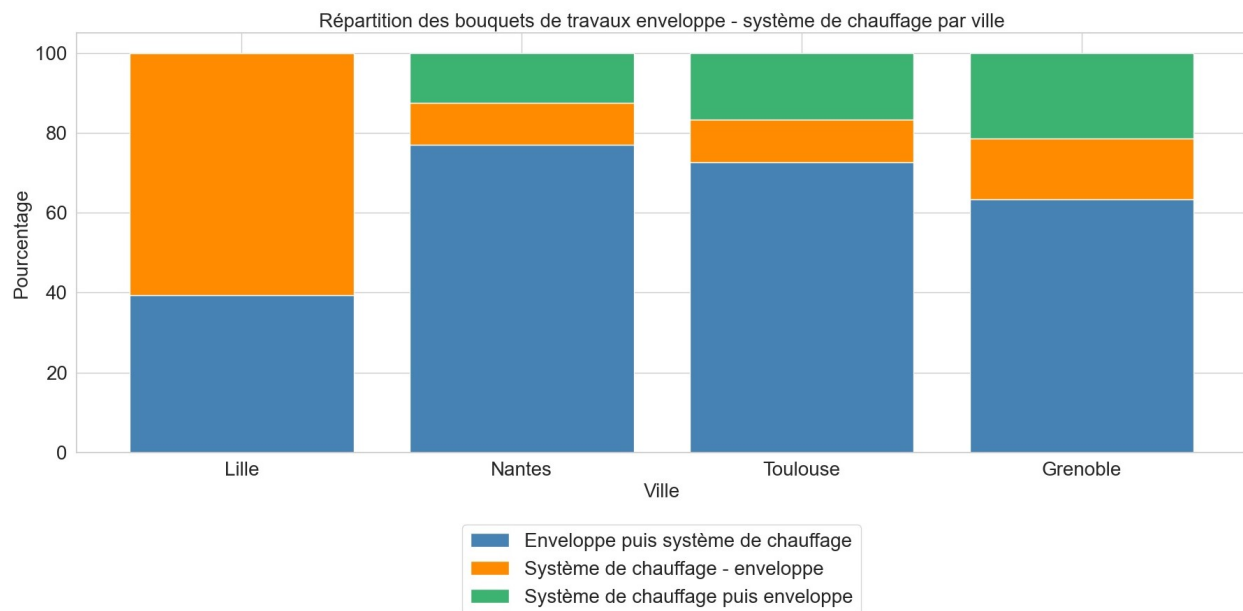


FIGURE 4.36 – Comparaison de la répartition des bouquets de travaux enveloppe et système de chauffage entre agglomérations (en % du total de rénovation)

En isolant d'abord l'enveloppe, les conditions pour un dimensionnement plus précis et efficace du système de chauffage sont réunis, impactant le calcul de l'investissement pour la rénovation du système de chauffage explicitée en équation 3.15 du chapitre 3. Le modèle d'optimisation a donc tendance à privilégier des rénovations de chauffage post-isolation avec quelques différences marquantes entre les agglomérations.

4.7 Discussion

Cette étude a permis de discuter les plans climats de 4 métropoles françaises. de quatre métropoles françaises, offrant des aperçus précieux sur les stratégies urbaines en matière de décarbonation et de rénovation énergétique. Toutefois, pour enrichir cette analyse, il serait pertinent d'inclure une **perspective rurale**. La diversification du périmètre d'étude pour englober des zones rurales permettrait de comprendre comment le modèle s'adapte à un parc bâti différent, souvent caractérisé par des défis uniques en termes d'efficacité énergétique et de logistique de rénovation.

L'influence du paramètre relatif au nombre de rénovations annuelles est cruciale, comme l'illustre la comparaison entre le scénario optimisé et celui des PCAET. Imposer une limite basse sur le nombre de rénovations dans les premières années de l'étude rend l'atteinte des objectifs de décarbonation plus ardue. En visant à réduire les coûts totaux sur la durée du projet, l'optimiseur privilégie une mise en œuvre rapide des travaux de rénovation. Cette stratégie accroît l'économie réalisée sur les dépenses énergétiques, facilitant ainsi l'amortissement plus rapide de l'investissement de départ. Cette tendance se manifeste clairement dans les scénarios examinés, où l'on observe que le nombre maximal de rénovations par poste est souvent atteint dès la première phase dans la plupart des cas.

Pour approfondir cette étude, il serait intéressant d'examiner comment les variations dans les politiques de subventions et les incitations financières peuvent influencer le rythme des rénovations. De plus, une analyse de la disponibilité des ressources et des compétences nécessaires pour mener à bien ces rénovations à grande échelle serait instructive. Enfin, l'impact social et économique de ces rénovations sur les communautés locales, en particulier dans les zones à faible revenu ou rurales, mériterait une attention particulière pour garantir une transition énergétique équitable et inclusive.

La présence d'**incertitudes** sur les données d'entrée, la méthode d'imputation, le modèle énergétique, et l'optimiseur constitue un défi majeur dans l'élaboration de scénarios de décarbonation fiables et réalistes. Pour s'assurer de la robustesse scientifique de ces scénarios, il est impératif de conduire une analyse approfondie sur l'influence de divers paramètres sur les trajectoires optimisées. Les données initiales peuvent comporter des variations et des imprécisions, qu'il s'agisse des caractéristiques des bâtiments, des comportements des usagers, de l'évolution des coûts, de l'évaluation des contenus en GES, ou des conditions climatiques. Il est donc crucial d'évaluer comment ces incertitudes affectent les résultats. Des techniques comme l'analyse de sensibilité ou la modélisation stochastique peuvent être employées pour comprendre l'impact de ces variations sur les trajectoires optimales.

Le modèle énergétique utilisé pour simuler les performances des bâtiments et les impacts des rénovations a été calibré à l'échelle de l'IRIS mais les incertitudes à l'échelle de certains territoires sont plus importantes. En effet, comme illustré au chapitre 2, certaines simulations post-calibration sur des IRIS ont des valeurs de NRMSE de plus de 40%.

L'outil d'optimisation joue un rôle clé dans la détermination des stratégies de rénovation les plus efficaces. De nombreux paramètres pourraient être testés afin de valider le modèle actuel ou l'améliorer (autre solveur d'optimisation ou modification de la variable optimisée par exemple). L'influence du clustering sur le choix des bâtiments spécifiques à rénover amène également de l'incertitude sur les résultats finaux et les stratégies proposées.

4.8 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a traité des questions de recherche suivantes : "Comment peut-on planifier une stratégie de rénovation énergétique optimale des bâtiments résidentiels à l'échelle de dizaine de milliers de bâtiments?" et "Quelles sont les implications pratiques et stratégiques de cette approche pour différentes métropoles françaises?". La réponse à ces questions est complexe et multidimensionnelle, reflétant les défis et opportunités associés à la rénovation énergétique des bâtiments résidentiels dans les contextes urbains.

L'optimisation de la stratégie de rénovation énergétique à l'échelle métropolitaine a été abordée par l'élaboration d'une technique de clustering. Cette méthode a permis de regrouper efficacement les bâtiments résidentiels selon leurs caractéristiques énergétiques et structurelles, offrant ainsi une base solide pour identifier des stratégies de rénovation optimales. L'application et la validation de cette méthode sur les données des bâtiments résidentiels des métropoles françaises ont révélé des stratégies de rénovation adaptées et efficaces, tenant compte des spécificités et des défis uniques de chaque métropole.

Les implications de cette approche sont significatives pour les politiques de rénovation énergétique, la planification urbaine et les objectifs de développement durable. Notamment, les résultats obtenus contribuent à la réduction des émissions de gaz à effet de serre et à l'amélioration de l'efficacité énergétique, des éléments clés dans la lutte contre le dérèglement climatique. Les stratégies proposées permettent ainsi d'atteindre les objectifs gouvernementaux de décarbonation du parc bâti résidentiel sur chaque territoire et de quantifier les montants financiers nécessaires. La comparaison avec

En conclusion, ce chapitre a réussi à définir théoriquement des stratégies de rénovation énergétique des bâtiments résidentiels à l'échelle métropolitaine. En s'appuyant sur les méthodologies développées dans les chapitres précédents, une approche méthodique et innovante a été adoptée pour aborder les défis complexes de la rénovation énergétique dans les grandes métropoles. Les insights stratégiques et les solutions pratiques proposées sont adaptés à chaque contexte urbain spécifique, offrant des perspectives prometteuses pour l'avenir de la rénovation énergétique en milieu urbain.

Ainsi, ce chapitre marque non seulement une avancée dans le domaine de la rénovation énergétique, mais ouvre également la voie à de futures recherches et applications pratiques dans ce domaine crucial. Ces perspectives seront discutées en conclusion générale du manuscrit.

Conclusion générale et discussions

Conclusion et contribution

Dans la lutte contre le dérèglement climatique, il est nécessaire aujourd'hui de proposer des modèles d'aide à la décision pour mettre en œuvre des mesures de transition énergétique et de rénovation des bâtiments résidentiels. En effet, face aux objectifs ambitieux de neutralité carbone en 2050, une stratégie de massification de la rénovation énergétique se dessine. Si l'ambition est forte et régulièrement affirmée, la mise en œuvre pose de nombreuses questions portant à la fois sur les performances réelles atteignables du parc bâti en l'état des connaissances et pratiques mais aussi sur le potentiel effectif de rénovation de nos territoires.

Ces travaux de thèse ont pour objectif de proposer des modèles d'estimation des consommations énergétiques des logements et d'optimisation de la rénovation énergétique à l'échelle d'un territoire, en y associant des méthodes de validation sur des données observées. Une approche par optimisation a été utilisée en lien avec les travaux de thèse précédents, soulignant la pertinence de gérer une complexité de plus de 100 000 combinaisons de solutions par bâtiment et ceux, pour plusieurs milliers de bâtiments en simultané. Cette approche est également la plus adaptée pour l'aide à la planification territoriale puisqu'elle fait partie des modèles que les collectivités territoriales ne possèdent pas actuellement et qui peuvent permettre de gérer des plans d'action personnalisés en fonction de la performance initiale de leur parc bâti et des objectifs environnementaux souhaités.

Modèle de simulation et méthode de calibration

Le **Chapitre 1** a posé des questions de recherche pour évaluer les capacités des bases de données disponibles en France à caractériser l'ensemble des bâtiments résidentiels, ainsi que les méthodes pour valider un modèle de simulation et évaluer sa pertinence. Ces questions ont guidé l'ensemble de l'analyse et des développements présentés dans ce chapitre. En réponse, les contributions majeures ont été la présentation d'un modèle physique de simulation énergétique prenant en compte les besoins de chauffage mais également des consommations comme l'ECS, la cuisson et les besoins spécifiques. Ce modèle est adapté à différentes échelles, de plusieurs bâtiments jusqu'à l'ensemble du territoire français (plus de 18 millions de bâtiments simulés énergétiquement).

Afin de simuler l'ensemble du parc bâti français, la création d'un jeu de données détaillé caractérisant le parc bâti résidentiel français a été réalisé. Cette réalisation permet une identification précieuse des spécificités des bâtiments résidentiels français et représente un outil important pour les simulations futures en utilisant uniquement des bases en Open Data. Une comparaison entre les résultats de simulation et

les données réelles de consommation énergétique fournies par ENEDIS et GRDF a été réalisée et révèle l'adéquation du modèle avec les tendances observées dans les zones résidentielles françaises.

Ces travaux mettent en évidence l'efficacité du modèle de simulation dans la caractérisation du parc immobilier résidentiel, grâce à l'utilisation des bases de données ouvertes et à une méthodologie d'imputation rigoureuse. Cependant, des écarts avec les données réelles ont été notés (notamment dûs à la non prise en compte par le modèle de l'électricité spécifique de manière fine, l'absence de comptage des consommations de climatisation en été, la difficulté à retrancher les besoins en chaud couverts par la biomasse), soulignant le besoin d'une calibration plus précise pour aligner davantage les simulations avec la réalité. Cette nécessité conduit à l'ambition portée dans le chapitre suivant pour calibrer le modèle de simulation énergétique sur le territoire national tout en tenant compte de la spécificité du parc bâti résidentiel.

Face à cette interrogation, le **Chapitre 2** apporte des éléments de réponse à travers l'introduction d'une paramétrisation statistique et d'une procédure d'estimation d'erreur pour exploiter au mieux les données Open Source. L'application de différentes segmentations du parc bâti et l'adoption d'une procédure de sélection de modèle visant à tenir compte de la diversité territoriale et architecturale a été réalisée. Cette démarche a permis de développer un modèle statistique robuste, capable de calibrer précisément le modèle de simulation à l'échelle nationale en tenant compte des spécificités du parc bâti.

En conclusion, cette partie des travaux de thèse souligne l'importance de la calibration pour rapprocher les résultats des simulations des données réelles de consommation énergétique, permettant ainsi une modélisation plus fidèle du parc bâti actuel. Ce travail ouvre la voie à des simulations énergétiques plus précises, essentielles pour planifier des scénarios de rénovation efficaces et atteindre les objectifs environnementaux. La méthodologie de calibration abordée ici a été validée par la communauté scientifique et publiée dans la revue *Energy&Buildings* [89].

À travers ces chapitres, cette thèse démontre l'intérêt de caractériser le parc bâti et de présenter une méthode de calibration rigoureuse pour modéliser la consommation énergétique du parc immobilier résidentiel en France. Les avancées présentées posent les fondations pour des études futures, notamment en ce qui concerne l'optimisation des stratégies de rénovation pour répondre aux exigences environnementales et énergétiques. Les développements futurs envisagés, tels que l'adaptation des modèles de simulation à des paramètres physiques spécifiques et l'intégration de données sociologiques plus variées, promettent d'améliorer encore la précision et la pertinence des simulations énergétiques résidentielles. Les méthodes proposées dans ces chapitres utilisent uniquement des données Open Data et sont donc adaptables pour d'autres outils de simulation.

Intégration dans un outil d'optimisation et méthodologie de création de trajectoires

Le **Chapitre 3** présente un modèle d'optimisation basé sur le modèle de simulation énergétique linéaire décrit précédemment, qui se distingue par son application innovante d'une optimisation multi-étapes pour déterminer la séquence optimale des travaux de rénovation énergétique dans les bâtiments d'un parc bâti. Ce modèle, qui repose sur des données détaillées relatives aux caractéristiques et à la consommation énergétique des bâtiments, met en lumière la complexité et les défis associés à l'optimisation des stratégies de rénovation, notamment la nécessité de prendre en compte une multitude de facteurs

dans un délai de calcul raisonnable. Cet outil d'aide à la décision permet d'optimiser une séquence de travaux de rénovation bâtiment par bâtiment pour respecter des objectifs macroscopiques pour le parc de bâtiments.

L'apport de ce chapitre au modèle d'optimisation permet maintenant de prendre en compte la dimension temporelle dans les différentes stratégies d'optimisation proposées. Cela permet ainsi d'étaler les travaux dans le temps mais également de considérer des contraintes annuelles comme le prix de l'énergie ou la rénovation de certains bâtiments à des moments donnés. Ces scénarios de rénovation sont définis via des arbres de décision propres à chaque bâtiment, qui peuvent prendre en compte des contraintes terrain propres aux spécificités du bâtiment, comme la présence de toiture-terrasse, de vide sanitaire ou encore le vecteur énergétique du chauffage principal du bâtiment. La méthode employée pour sélectionner le nombre de rénovations par période ouvre la voie à des analyses futures sur l'impact de différentes stratégies de rénovation et sur l'importance d'inclure les émissions indirectes des matériaux de rénovation pour une évaluation complète de l'empreinte carbone des projets.

Néanmoins, les contraintes liées aux problèmes de grandes dimensions, en référence à la combinatoire du sujet traité et au besoin de mémoire et de temps de calcul, sont un des freins de ce modèle et ont également été abordées. Actuellement, le modèle ne permet pas d'optimiser une séquence temporelle de travaux de rénovation pour un parc de plus de 10 000 bâtiments, par exemple, à la fois. Une des possibilités d'amélioration serait de paralléliser les calculs en traitant différents territoires sur différentes machines à la fois.

Toutefois, les premiers résultats présentés illustrent l'urgence d'accélérer les rénovations du parc immobilier pour atteindre les objectifs environnementaux, en montrant que des rénovations globales et ambitieuses sont essentielles pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments et contribuer à la réduction des émissions de CO₂. Les implications de cette étude suggèrent que ce modèle peut servir d'outil précieux pour les décideurs, en offrant une base solide pour la planification et la mise en œuvre de rénovations énergétiques à l'échelle territoriale, en prenant en compte les considérations économiques, environnementales et entrepreneuriales comme le nombre de rénovation à réaliser par tranche temporelle. L'application de ce modèle à des scénarios réels dans des municipalités permet d'évaluer l'efficacité des plans de rénovation existants par rapport aux objectifs nationaux et internationaux, proposant des ajustements basés sur une analyse approfondie pour optimiser les investissements et maximiser les bénéfices.

Application à différents territoires

Le Chapitre 4 explore les stratégies optimales de rénovation énergétique pour les bâtiments résidentiels à une échelle considérable (plus de 50 000 bâtiments), mettant en lumière les implications de ces approches pour différentes métropoles françaises. Une des étapes clés discutées est l'utilisation du clustering hiérarchique pour regrouper les bâtiments selon leurs caractéristiques fonctionnelles, énergétiques et structurelles, permettant de réduire la combinatoire du problème et de simuler plus de bâtiments en peu de temps. Il est nécessaire dans ce cas, comme présenté dans ces travaux, d'analyser les conséquences des éventuels "biais" liés à la représentation de chaque cluster par un bâtiment réelle représentatif de ce cluster (médoïd).

Ces travaux ont permis d'aborder la planification de stratégies de rénovation énergétique optimales à l'échelle de plusieurs dizaines de milliers de bâtiments résidentiels, questionnant les implications pratiques et stratégiques de telles approches au sein de quatre métropoles françaises : Grenoble, Lille, Nantes et Toulouse. Les stratégies développées par le modèle ont ensuite été comparées aux différents PCAET des agglomérations considérées. Théoriquement, les agglomérations considérées peuvent atteindre les objectifs de la SNBC en 2050, mais le scénario optimal est plus contraignant dans les premières décennies que celui proposé dans les PCAET. L'optimisation de la stratégie de rénovation énergétique, notamment à travers le clustering, a révélé des stratégies adaptées à chaque contexte métropolitain, soulignant l'importance de cette approche pour la planification urbaine.

Ces résultats marquent une avancée théorique dans le domaine de la rénovation énergétique à l'échelle métropolitaine, offrant des solutions pratiques adaptées à chaque contexte urbain et ouvrant des perspectives prometteuses pour l'avenir de la rénovation énergétique. Le travail souligne également la nécessité de poursuivre les recherches et d'explorer les applications pratiques dans ce domaine crucial, notamment par l'élargissement du périmètre d'étude aux zones rurales et la prise en compte des diverses incertitudes.

Limites et perspectives

La section qui suit a pour vocation de définir un plan d'action pour le perfectionnement et l'évolution du modèle de simulation et d'optimisation proposé dans ce document. Elle vise à rassembler les directions d'amélioration identifiées au fil des discussions de chaque chapitre, offrant ainsi une vue d'ensemble stratégique pour les recherches futures.

Le tableau 4.9, élément central de cette synthèse, met en exergue les axes de développement futurs. Il détaille les avancées technologiques envisageables, les méthodologies d'intégration proposées, tout en mettant en lumière les obstacles qui ont freiné leur adoption dans le cadre des présents travaux. Ce tableau évalue l'importance de chaque proposition d'amélioration sur une échelle de un à cinq, permettant de distinguer les efforts nécessaires, qu'ils soient du domaine de l'ingénierie ou relevant de défis scientifiques. Des références de potentielles solutions implémentables ou sur lesquelles des développements futurs pourraient être envisagés sont également mentionnées.

La question de la qualité des données, et donc de l'incertitude qui en résulte, n'a pas été une étude centrale dans ces travaux de thèse. Ainsi, la **description du parc bâti** a été réalisée avec la majorité des bases en Open Data disponibles actuellement, mais une étude plus approfondie de la connaissance actuelle du parc bâti pourrait être menée. Toutefois, ce sujet est actuellement en fort développement en ingénierie avec des bases de données en Open Data comme la BDNB, qui réalise des travaux importants pour le regroupement des adresses ou la définition d'un identifiant national des bâtiments [164]. La précision des modèles de simulation énergétique est corrélée à ces données d'entrée, qui sont souvent complétées par de l'enrichissement. Ces bases de données pourraient également être plus exhaustives avec l'ajout d'énergies renouvelables ou la considération du parc tertiaire. La prise en compte des énergies renouvelables a pour objectif de quantifier l'énergie renouvelable produite localement et peut intéresser les

collectivités territoriales pour compléter leur PCAET sur le potentiel de développement de ces énergies. L'installation de panneaux photovoltaïques permet de calculer une valeur d'autoconsommation au pas de temps horaire, ou, plus simplement, un taux d'autoconsommation par bâtiment. Certaines briques logicielles existantes au CSTB peuvent calculer les puissances produites en fonction de l'orientation des toitures si des réflexions plus importantes doivent être menées.

La description du parc non-résidentiel est un frein majeur actuellement à l'élaboration de stratégies globales pour le secteur du bâtiment. Les bases existantes ne permettent pas d'obtenir une cartographie suffisante de l'état existant de ces bâtiments et de considérer l'hétérogénéité de ce parc particulier. En effet, les bâtiments sont différents en fonction du service rendu (entreprise, école, ...) et les caractéristiques thermiques et énergétiques du parc seront alors distinctes entre les bâtiments. Cette hétérogénéité est également une limite à l'utilisation d'un modèle de simulation énergétique basé sur les DHU, puisque ces bâtiments sont occupés différemment selon leur secteur d'activité (inoccupation fréquente la nuit pour les entreprises ou les vacances scolaires pour les établissements scolaires, par exemple).

Une étude plus approfondie de la calibration du modèle de simulation aurait pu mener à une modification des données d'entrée caractérisant le parc de bâtiments afin de lever les incertitudes sur ce sujet. Les principaux défauts de la méthode de calibration sont : (i) la non prise en compte de la répétition d'années météorologiques variées dans la calibration et (ii) la non optimisation des paramètres physiques (tels que les coefficients de transmission thermique, la température de consigne, l'efficacité des systèmes de chauffage, par exemple).

Divers développements sont envisagés pour améliorer la **simulation énergétique**. Parmi eux, la prise en compte du besoin de froid via une simulation linéaire basée sur les degrés heures d'utilisation représente une avancée significative. L'amélioration de la connaissance du parc bâti actuel pour la considération des bâtiments déjà équipés de climatisation souligne l'importance de l'accessibilité à des bases de données fiables et possédant ces informations. L'incorporation de la modélisation d'été dans le modèle de simulation nécessitera de recommencer le processus de calibration. Différentes questions devront être levées pour cette étude supplémentaire, comme la prise en compte d'une température de confort fixe ou dépendante de la localisation géographique, et la question de l'irradiation solaire qui jouera un rôle prépondérant. Le modèle utilisé dans ces travaux ne permet pas de répondre actuellement à ces questions précises de simulations énergétiques et des recherches pour utiliser un modèle linéaire de consommation de froid ou un méta-modèle devront être menés pour coupler stratégies de rénovations thermiques et de consommation de froid.

Le choix des fichiers météo pour la simulation des bâtiments est également prépondérant pour l'estimation des pertes par conduction, convection ainsi que les gains solaires. Une amélioration du nombre de fichiers météo et de leur répartition sur le territoire français permettrait une prise en compte plus fine du climat local. Météo France vient de publier des fichiers météo en Open Data au 1er janvier 2024 [165], qui peuvent répondre à cette problématique. De plus, ces fichiers présentent aussi des données climatologiques de référence pour le changement climatique afin d'analyser leur influence sur les stratégies de rénovation. En effet, certains tests ont été réalisés pendant ces travaux de thèse avec le logiciel METEONORM [166] mais sans prise en compte des besoins de froid, une météo prospective réduit les besoins de chauffage et aide à la transition énergétique. Cet aspect sera considéré dès que les modèles de froid seront installés dans le modèle d'optimisation.

Enfin, certaines pistes d'amélioration du modèle de simulation énergétique reposent sur l'ajout de paramètres spécifiques supplémentaires. Ainsi, la fin de vie des équipements de chauffage, d'ECS, de ventilation, ou d'isolation des bâtiments sont à considérer, mais la donnée de caractérisation de l'âge des équipements manque actuellement. Toutefois, une étude statistique en fonction de la période de construction des bâtiments ou l'analyse de bases de rénovation comme SITADEL permettraient d'affiner ces données. Cet ajout aura également un impact sur la définition des arbres de décision pour les stratégies de rénovations avec le rajout d'une solution de rénovation supplémentaire à l'atteinte de la fin de vie de l'équipement. L'amélioration technologique des solutions de rénovation est également une amélioration importante dans ce cas si l'on considère que le remplacement de la solution de rénovation en fin de vie se fera par une solution identique mais avec un meilleur rendement ou une meilleure efficacité thermique.

Le besoin de main-d'œuvre pour réaliser les gestes de rénovation est une donnée sociologique déterminante dans la possibilité de réaliser les stratégies de rénovations planifiées par le modèle d'optimisation. Cette information nécessite une base de données sur le temps de travaux nécessaires à chaque geste de rénovation ainsi que sur la disponibilité en main-d'œuvre des territoires. La première est en cours de création au CSTB et en collaboration avec les acteurs du bâtiment. La seconde pourra être obtenue en discutant davantage avec des acteurs terrains lors de la planification de la modélisation. Cette information est à rajouter comme contrainte dans le modèle d'optimisation, comme pour le nombre de gestes de rénovation par postes.

La dernière amélioration dans la base de données décrivant les gestes de rénovation concerne l'analyse en cycle de vie global du problème d'optimisation. Les données sont déjà mentionnées dans la base décrite au chapitre 3, mais les différentes analyses n'ont pas été menées dans ces travaux de thèse. L'intérêt est de quantifier l'impact réel des stratégies de rénovations sur les émissions de GES, en tenant compte de la production des différents équipements de rénovation.

L'ensemble des éléments ajoutés dans le modèle de simulation entraîne également une discussion sur le temps de calcul, qui est un élément limitant dans ces travaux de thèse. De plus, une analyse de sensibilité pour quantifier les incertitudes sur les simulations doit être réalisée afin d'améliorer la performance et la précision du modèle énergétique. Il sera pertinent et intéressant de coupler cette analyse avec une propagation d'incertitudes provenant de la mise en données du parc bâti. Ainsi, l'analyse d'incertitudes se présente comme un axe prioritaire, requérant une exploration scientifique pour tester la robustesse du modèle face aux fluctuations des paramètres d'entrée (prix des énergies, facteur d'émissions, fichiers météo).

Sur le front de **l'optimisation**, la sélection du solveur d'optimisation adapté et l'ajustement des temps de calcul pour une résolution plus fine sont autant de défis qui requièrent une combinaison de recherches théoriques et d'expérimentations pratiques. Le modèle physique considéré dans ces travaux est simplifié pour qu'il soit MILP (Mixed Integer Linear Programming) compatible. La complexité de ce modèle physique a donc été volontairement dégradée (notamment l'absence de modélisation du froid et de l'inertie) pour pouvoir se servir du MILP. Une revue de littérature sur les différents solveurs et modeleurs d'optimisation existants, leur pertinence et leur efficacité pour le problème d'optimisation considéré dans ce manuscrit va être réalisée au travers d'un stage en 2024. Cette analyse a pour objectif d'opter pour le solveur le plus adapté au problème d'optimisation posé.

Un test de robustesse du modèle vis-à-vis des incertitudes affectants les entrées du module comme le prix des énergies, le facteur d'émissions, les paramètres de l'optimisation (nombre de périodes temporelles, rénovation des classes DPE) est à réaliser. Le choix de la solution optimale par le solveur est à analyser en fonction de ces incertitudes via une méthode d'optimisation stochastique par exemple.

Des travaux peuvent également avoir pour intérêt de modifier la méthode d'optimisation en choisissant des algorithmes de décomposition et de coordination pour scinder le problème d'optimisation avant résolution. L'objectif serait alors d'accélérer la résolution du problème et de limiter les besoins de mémoire. Enfin, une modification globale de l'algorithme d'optimisation est à envisager si l'on souhaite réaliser une optimisation par agent. L'intérêt serait alors de ne pas optimiser sur le critère du coût global du parc mais d'optimiser sur le coût global de chaque foyer en tenant compte de leur niveau de vie. Les limites actuelles de cette approche sont pour l'instant liées aux données de revenus qui ne sont pas disponibles en Open Data en France. Du temps de développement est également nécessaire pour modifier l'algorithme d'optimisation actuel. L'intérêt de cette méthode est qu'elle pourrait proposer des solutions bâtiment par bâtiment et permettrait de discuter directement avec des propriétaires de bâtiments tout en conservant une stratégie d'optimisation globale au niveau d'un territoire.

La mise en œuvre de ces améliorations s'accompagne de la nécessité d'un **approfondissement des études de cas** réalisées dans ces travaux. En effet, une collaboration étroite avec les collectivités pour enrichir les données d'entrée et affiner les paramètres d'optimisation permettra de souligner l'importance d'une interaction dynamique et constructive avec les acteurs territoriaux. De plus, des échanges avec des bailleurs privés ou des gestionnaires de patrimoine immobilier permet de tester le modèle avec d'autres attentes sûrement plus opérationnelles.

Un cas d'étude global sur l'ensemble du parc résidentiel français afin d'analyser le potentiel réel de rénovation, et les performances des actions aux échelles micro (bâti) et macro (territoire), un cas application intéressant à l'échelle de la France pour discuter les orientations de la SNBC est à mener.

Enfin, le modèle développé dans ces travaux a été utilisé uniquement sur le territoire français, mais la méthodologie développée est applicable pour d'autres pays si les données d'entrées sont disponibles. Une rapide recherche bibliographique a permis de se rendre compte que la Suisse [167] met à disposition les données nécessaires à la simulation énergétique des bâtiments via le modèle développé dans ces travaux. Une analyse plus approfondie est toutefois nécessaire pour obtenir des bases de données sur les énergies, les aides financières ou les fichiers météo, par exemple.

Cette vue d'ensemble met en perspective les efforts conséquents à déployer pour faire évoluer le modèle vers une simulation et une optimisation plus performante, capable de répondre avec précision et flexibilité aux enjeux de la transition énergétique dans le secteur du bâtiment.

Développement	Objectif	Limites actuelles dans le modèle	Priorité	Références
---------------	----------	----------------------------------	----------	------------

Description du parc bâti

Incertitude sur la connaissance actuelle du parc bâti	Améliorer la connaissance actuelle du parc bâti	Description plus fine via d'autres bases de données (BDNB par exemple); Prise en compte des rénovations déjà effectuées (base SITADEL)	3	[168–170]
Prise en compte des énergies renouvelables (solaire)	Quantifier l'énergie renouvelable produite localement, obtenir des taux d'autoconsommation par bâtiment	Décrire quels bâtiments sont déjà équipés	2	[32]
Prise en compte du parc tertiaire	Caractériser le parc bâti tertiaire et proposer des solutions de rénovations adaptées	Bases de données décrivant le parc bâti tertiaire et simulation annuelle au DHU peu adaptée à des bâtiments occupés différemment selon la période (école, entreprise, ...)	2	[171, 172]

Modélisation

Incertitudes de modélisation	Analyse de sensibilités sur la simulation énergétique effectuée et la propagation d'incertitudes liées à la donnée	Réaliser cette propagation d'incertitudes et quantifier les incertitudes liées à la donnée et au modèle	4	[173]
Besoin de froid	Prendre en compte les besoins de refroidissement et le confort d'été	Décrire quels bâtiments sont déjà équipés de climatisation / Prise en compte du comportement des occupants / Modèle de confort d'été linéaire	4	[174]
Prise en compte fin de vie des équipements	Rajouter dans un coût de renouvellement et une prise en compte de la fin de vie	Caractérisation initiale de l'âge des équipements dans les bâtiments actuels	3	[19]

Développement	Objectif	Limites actuelles dans le modèle	Priorité	Références
Granularité des fichiers météo	Améliorer la sélection d'un fichier météo au plus proche des bâtiments simulés	Nécessite davantage de fichiers météo	2	[165]
Météo future	Prise en compte du dérèglement climatique pour la définition des stratégies de rénovation	Nécessité d'avoir un modèle de froid dans la simulation énergétique	2	[165, 175]
Solaire en solutions de rénovation	Proposer des solutions de rénovations de panneaux solaires pour production d'électricité et/ou d'ECS	Identifier quels bâtiments peuvent accepter des panneaux solaires et prise en compte dans le Scope d'émissions 3	2	[150]
Besoin de main-d'œuvre	Définir des contraintes dans les scénarios d'optimisation sur le nombre d'heures des ouvriers pour réaliser ces travaux de rénovation	Nécessité d'une base de données de temps nécessaire à chaque geste (en cours de création) et du nombre d'ouvriers par territoire	2	[176]
Scope d'émissions 1/2/3	Réalisation d'analyses pour des trajectoires de rénovation avec prise en compte des Scope d'émissions 1,2 et 3 lié aux gestes de rénovation, à la construction ou déconstruction de bâtiments.	Le modèle permet actuellement de réaliser ces cas d'étude mais peu de résultats ont été réalisés et il faut prendre du recul sur les cas d'étude réalisés	1	[150]

Optimisation

Analyse d'incertitudes	Mettre en place des algorithmes de décomposition et coordination ainsi que la prise en compte d'incertitudes stochastiques	Nécessité de réaliser des incertitudes stochastiques et de faire une revue de littérature sur les solveurs de décomposition	4	
Choix du solveur et modeleur d'optimisation	Caractérisation de l'espace d'optimisation et test des solveurs existants	S'assurer de la performance du solveur actuel. Nécessité d'effectuer une revue de littérature sur le sujet	4	[177]

Développement	Objectif	Limites actuelles dans le modèle	Priorité	Références
Temps de calcul et besoin de mémoire	Tests de résolution temporelle plus fine avec découpage du problème d'optimisation	Mise en place des découpages pour une optimisation plus rapide	4	[141]
Évolution du problème d'optimisation	Modifier le problème d'optimisation pour réaliser une modélisation par agent	Nécessité d'avoir des données de simulation précises à l'échelle bâtiments comme les revenus	3	[178]

Cas d'étude

Avoir des échanges approfondis avec les collectivités	Apport sur les données d'entrée et des paramètres de l'optimisation.	Interactions plus fines nécessaires	4	
Échanger avec des bailleurs et gestionnaires de patrimoine immobilier	Apport sur les données d'entrée et des paramètres de l'optimisation. Définition d'objectifs plus concrets et de visualisation graphique de stratégie carbone	Interactions plus fines nécessaires et peu de cas d'études réellement testés	4	
Faire une étude à l'échelle de la France	Réaliser une trajectoire de rénovations de bâtiments pour le parc français	Difficulté en une seule fois en raison du temps de calcul et de la performance du clustering. Réalisation possible par zone géographique.	3	
Analyse pour d'autres pays	Réaliser des trajectoires de rénovations pour d'autres pays.	Nécessité de récupérer des données d'entrée similaires	2	[45]

TABLE 4.9 – Synthèse des perspectives mentionnées dans ce manuscrit

En conclusion, cette thèse établit les bases d'une méthode d'optimisation spécifiquement conçue pour les stratégies de transition énergétique du parc résidentiel français, mettant en lumière un vaste champ de potentiel d'amélioration. L'objectif est de doter les décideurs d'outils pertinents, exhaustifs et impartiaux qui facilitent une prise de décision éclairée et stratégique.

Dans cette quête d'optimisation et de stratégie, il est opportun de se rappeler les mots de George E.P. Box : « *Essentiellement, tous les modèles sont faux, mais certains sont utiles.* » Cette citation souligne l'importance de la flexibilité intellectuelle et de la capacité à trouver de la valeur même dans des approximations ou des simplifications. Elle rappelle que, si l'objectif de l'optimisation mathématique est de se rapprocher autant que possible de la 'solution parfaite', l'approche doit rester pragmatique, prête à s'adapter et à évoluer en fonction des connaissances et des contextes changeants. Ainsi, la création d'outils décisionnels ancrés dans l'optimisation mathématique incite à une exploration continue, à la réévaluation et à l'amélioration constante des stratégies pour une transition énergétique durable et efficace.

Annexe A

Analyse PCAET Grenoble, Lille et Toulouse

Grenoble

Validation clustering

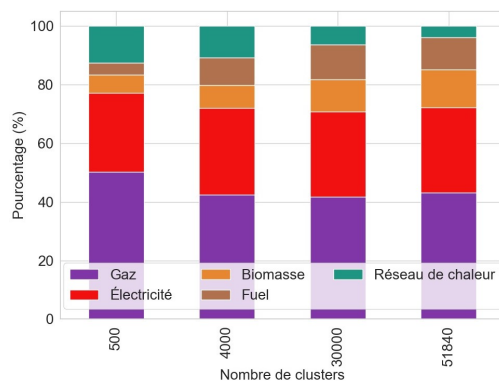


FIGURE 4.37 – Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Grenoble

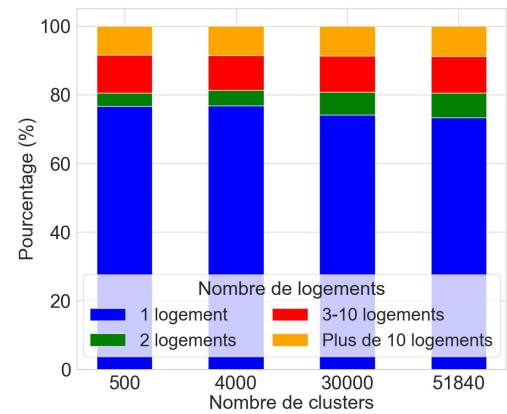


FIGURE 4.38 – Influence clustering sur répartition nombre de logements Grenoble

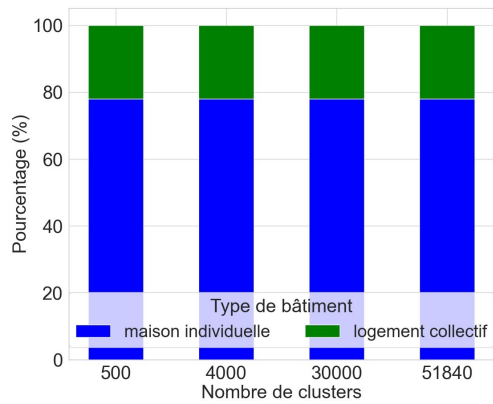


FIGURE 4.39 – Influence clustering sur répartition type de bâtiments Grenoble

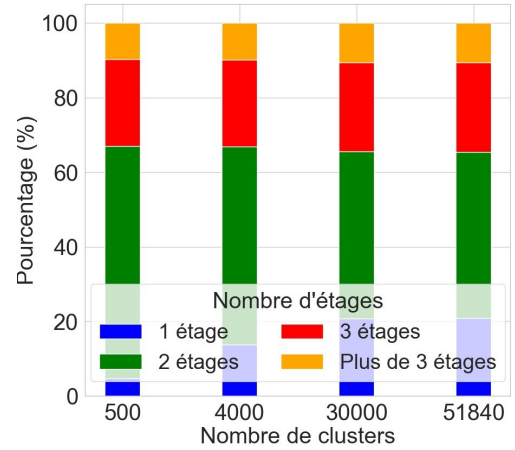


FIGURE 4.40 – Influence clustering sur répartition nombre d'étages Grenoble

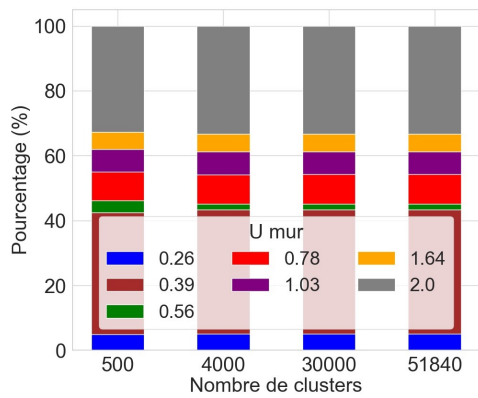


FIGURE 4.41 – Influence clustering sur U mur Grenoble

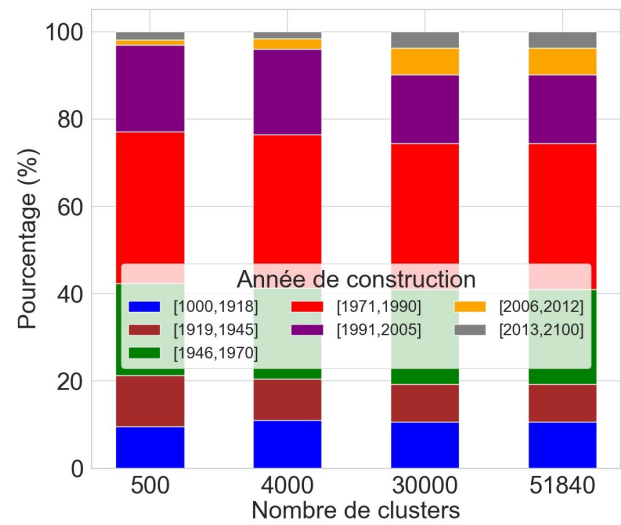


FIGURE 4.42 – Influence clustering sur répartition année de construction Grenoble

Lille

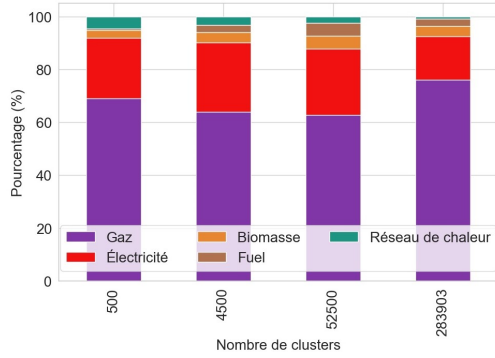


FIGURE 4.43 – Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Lille

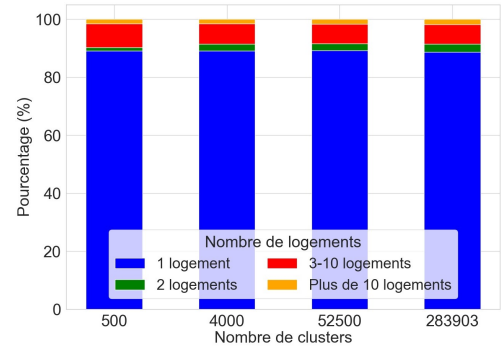


FIGURE 4.44 – Influence clustering sur répartition nombre de logements Lille

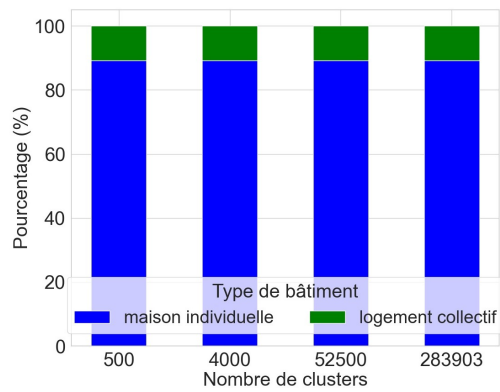


FIGURE 4.45 – Influence clustering sur répartition type de bâtiments Lille

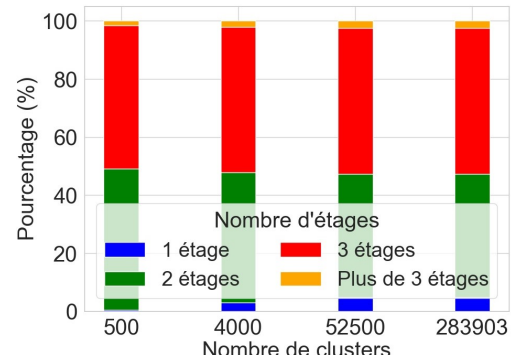


FIGURE 4.46 – Influence clustering sur répartition nombre d'étages Lille

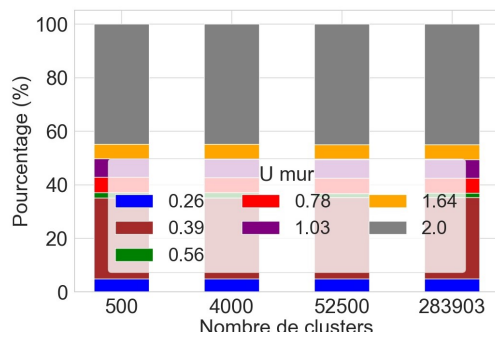


FIGURE 4.47 – Influence clustering sur U mur Lille

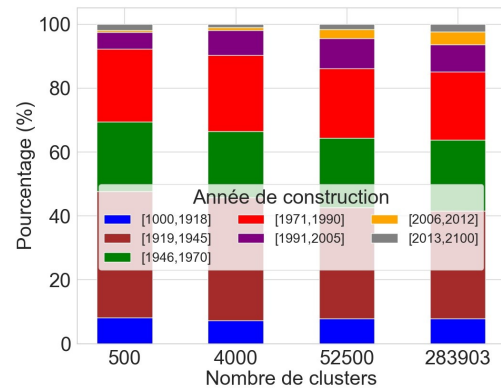


FIGURE 4.48 – Influence clustering sur répartition année de construction Lille

Toulouse

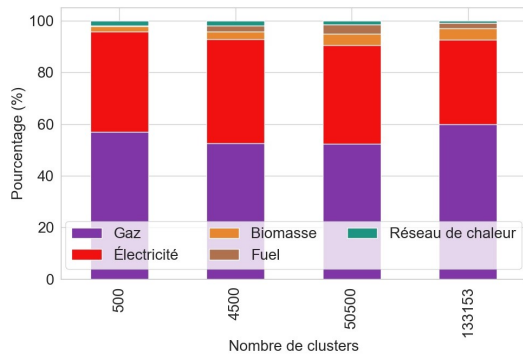


FIGURE 4.49 – Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Toulouse

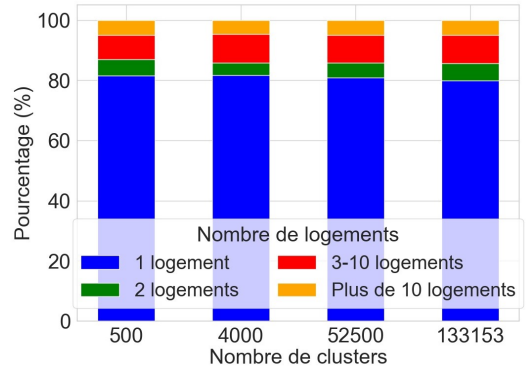


FIGURE 4.50 – Influence clustering sur répartition nombre de logements Toulouse

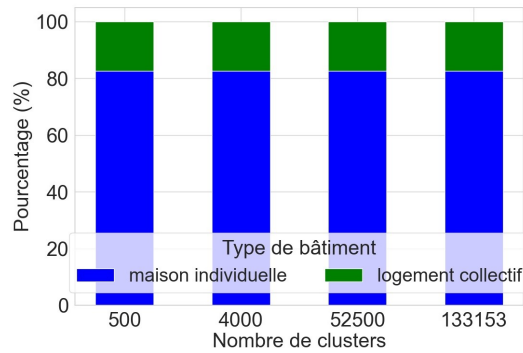


FIGURE 4.51 – Influence clustering sur répartition type de bâtiments Toulouse

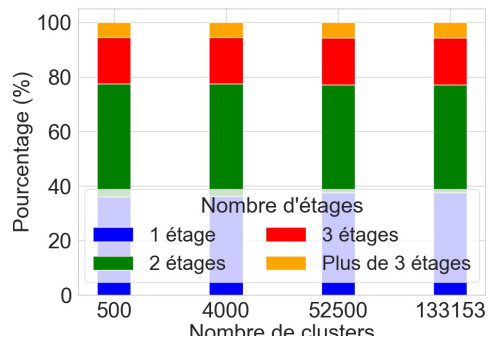


FIGURE 4.52 – Influence clustering sur répartition nombre d'étages Toulouse

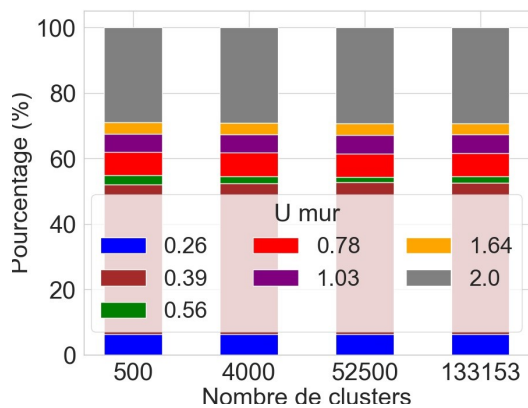


FIGURE 4.53 – Influence clustering sur U mur Toulouse

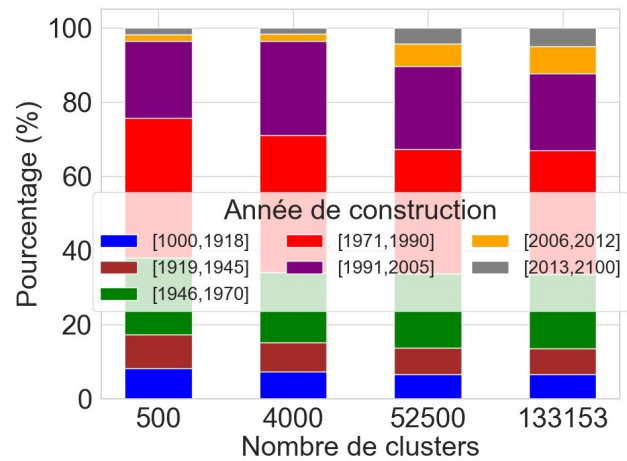


FIGURE 4.54 – Influence clustering sur répartition année de construction Toulouse

Annexe B

Conférence

Building Science and Engineering, February 2024 in Paris

Optimizing residential housing renovation strategies at territorial scale : a data driven approach and insights from the French context

Martin Rit, Robin Girard, Jonathan Villot, and Mathieu Thorel,

Abstract—In a scenario of extensive residential housing renovation, stakeholders need models that support decision-making through a deep understanding of the existing building stock and accurate energy demand simulations. To address this need, we have modified an optimization model using open data that enables the study of renovation strategies at both territorial and national scales. This approach provides (1) a definition of a strategy to simplify decision trees from theoretical combinations, (2) input to decision makers on real-world renovation constraints, (3) reduction of the complexity of the optimisation problem through hierarchical clustering, and (4) discrepancies between currently planned and actually achieved strategies. The main contribution of the studies described in this document is the geographic scale: all residential buildings in the areas of interest were modelled and simulated using national data (geometries and attributes). These buildings were then renovated, when necessary, in accordance with the environmental objectives, taking into account the constraints applicable to each territory (number of renovations per year) or at the national level (renovation of thermal deficiencies (EPC F&G)). This differs from traditional approaches that focus only on a few buildings or archetypes. This model can also be used to analyse the evolution of a building stock as a whole, as it can take into account both the construction of new buildings and their demolition or sale. Using specific case studies of French territories, this paper highlights a significant discrepancy between the strategies currently advocated by decision makers and those proposed by our optimization model. This discrepancy is particularly evident in critical metrics such as the relationship between the number of renovations per year and achievable climate targets, or the financial support currently available to households and the remaining costs. In addition, users are free to seek optimizations for their building stock across a range of different metrics (e.g., financial, energy, environmental, or life cycle analysis). These results are a clear call to re-evaluate existing renovation strategies and take a more nuanced and customized approach. As the climate crisis moves inexorably forward, harnessing the potential of advanced technologies and data-driven methodologies is imperative.

Index Terms—Data-Driven Methodology, Energy Demand Simulations, MILP, Optimization, Residential Housing Renovation

NOMENCLATURE

B	Set of modeled buildings
BE	Building Envelope
DHW	District Hot Water
E_b	Set of the DHW renovation trajectories by building
EPC	Energy Performance Certificates

M. Rit and M. Thorel are with the Scientific and Technical Building Research Centre (CSTB), Marne-la-Vallée, France, e-mail:martin.rit@estb.fr

R. Girard is with Mines Paris, PSL University, Centre PERSEE Sophia Antipolis, France

J.Villot is with Mines Saint-Etienne, UMR 5600 EVS, Saint-Etienne France

K_b	Set of heating system retrofit trajectories by building
n_b	Number of buildings considered in the optimization
n_y	Number of years considered in the optimization
n_{r_w}	Number of renovation solutions for item w
NPC	Net Present Cost
O^1	Optimization metric
O^2	Constraint metric
R_b^s	Set of the available BE retrofits per surface
S	Building surfaces (wall, window, floor, roof)
V_b	Set of the available ventilation systems renovation trajectories by building
w	renovation item (wall, floor, ceiling, window, heating, ventilation and DHW)
GW	Glass Wool
ITI	Interior Thermal Insulation
PUR	Polyurethane
RW	Rock Wool
$STBR$	Scientific and Technical Building Research Centre
GHG	Greenhouse Gases
$MILP$	Mixed-integer linear programming
$PCAET$	Territorial Climate-Air-Energy Plans (<i>french</i>)
$SNBC$	National Low Carbon Strategy (<i>french</i>)

I. INTRODUCTION

In recent years, the urgency of addressing climate change has become increasingly apparent, necessitating innovative approaches in various sectors, including residential housing. In France, the residential sector is a significant contributor to energy consumption, accounting for 45% of the total. It also has a notable impact on greenhouse gas emissions, contributing 27% in scope 1 and 2. This highlights the importance of implementing effective renovation strategies. This paper presents a novel data-driven approach to optimize residential housing renovation at a territorial scale. By integrating open data and advanced computational models, we aim to provide a comprehensive framework that assists stakeholders in making informed decisions. Our methodology focuses on understanding the existing building stock, accurately simulating energy demands, and exploring the potential of clustering techniques in optimizing renovation strategies. This study not only contributes to the academic understanding of territorial-scale energy optimization but also offers practical insights into the French context, where such interventions are critically needed to meet national and local climate targets.

II. ARTICLE CONTRIBUTION

The research question that guides this article is:

”How can we optimise the energy renovation strategy for residential buildings using a clustering method, and what are the implications of this approach for a specific french city?”

Taking into account the current state of research in France, the contributions of this article to the scientific problem are as follows:

- Development, application and validation of a specific clustering technique to data on residential buildings in French cities in order to identify optimal renovation strategies.
- Assessing the unique characteristics and challenges of a city in terms of energy renovation and the effectiveness of the proposed strategies by analysing their climate plans.

III. METHODOLOGY

A. Review of the optimization model and trajectory tree

The overall functioning of the MILP optimization module, as well as the databases used, are detailed in the annex. The annex section provides all necessary information for effectively solving the optimization problem, as depicted in Fig. 14.

For more information on the description and calibration of the energy simulation model, please refer to [1].

To take account of the trajectory aspect in solving the optimisation problem, decision trees have been created. Each renovation item w (wall, floor, ceiling, window, heating, ventilation and DHW) has a decision tree that is independent of the others.

Thus, for a given building and a given renovation item, with 3 possible renovation measures (Unchanged, r1, r2) and for a list of two years, the renovation trajectories for a building are represented by the type of decision tree shown in Figure 1 :

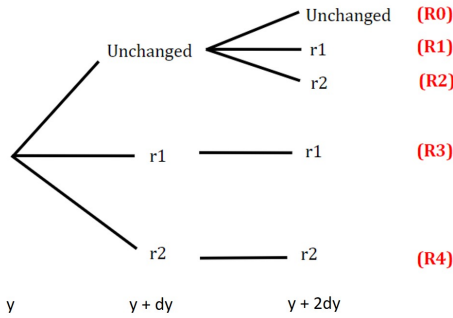


Fig. 1. Decision trees for renovation trajectories

The number of trajectories is now reduced to $[(n_{r_w} - 1) \times n_y + 1]$ for each renovation station and each building.

Since the trees remain independent, the combinatorics \mathbf{C} is as follows:

$$\mathbf{C} = n_b \times \prod_{w \in W} ((n_{r_w} - 1) \times n_y + 1) \quad (1)$$

The combinatorics explained in this section and applied to the renovation data in annex (Table VII) are summarized in the table below:

TABLE I
COMPARISON OF COMBINATORICS BY BUILDING

Number of Temporal Periods	Polynomial Combinatorics
2	$1.02 \cdot 10^7$
3	$1.67 \cdot 10^8$
4	$1.31 \cdot 10^9$
5	$6.70 \cdot 10^9$

This polynomial combinatorics justifies an optimisation algorithm to solve the proposed problem.

B. Review of the optimisation algorithm

The model optimizes the renovation of the entire building stock according to the variable O , which represents the possible physical and economic parameters. The variety of parameters that can be utilized as either targets or constraints within the model is listed in Table II:

TABLE II
OPTIMIZABLE OR CONSTRAINABLE METRICS 0_{all}

Metrics	Use	Description
$O_{GHG_{12}}$ $O_{GHG_{123}}$ $O_{GHG_{EPC}}$	Optimization or constraints	Operating GHG emissions Operating & indirect GHG emissions EPC Emissions
O_{NPC} O_{Inv} $O_{Billings}$	Optimization or constraints	Net Present Cost Investment in renovation solutions Billings for building use
O_{EC} $O_{EC_{EPC}}$	Optimization or constraints	Energy Consumption EPC consumption
O_{PE}	Constraints	Peak electric
$O_{class_{EPC}}$	Constraints	minimum EPC class target
$O_{nb_{reno}}$	Constraints	Number of renovations achievable per type

In numerous prior studies focusing on retrofit optimization, binary decision variables have been employed to implement interventions from either the demand side or the supply side, as documented in [2], [3]. Essentially, this formulation by binary decision variables accurately represents whether the decision-maker is opting for a retrofit solution or not. In our work [4], the binary decision variables w (Equation 2), x (Equation 3) and y (Equation 4) thus represent the activation (1) or not (0) of the different retrofit technologies.

$$w_{b,E} \in \{0, 1\}, \quad b \in B, E \in E_b \quad (2)$$

$$x_{b,R,K} \in \{0, 1\}, \quad R \in R_b^s, K \in K_b \quad (3)$$

$$y_{b,V,K} \in \{0, 1\}, \quad b \in B, V \in V_b, K \in K_b \quad (4)$$

where B represents the set of modeled buildings, R_b^s represents the total BE retrofit trajectories by building for each

surface s , K_b , V_b and E_b are the total heating, ventilation and DHW systems renovation trajectories for a specific building b .

Taking advantage of the structure of the functions identified above, it is possible to describe the optimization model as the following equations 5 and 6, formulated as a variant of a knapsack problem [5]:

$$\text{minimize } \sum_{b \in B} \sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} \sum_{K \in K_b} x_{b,R,K} O^1, \quad O^1 \in O_{all} \quad (5)$$

$$\text{subject to } \sum_{b \in B} \sum_{s \in S} \sum_{R \in R_b^s} \sum_{K \in K_b} x_{b,R,K} O^2 \leq F_{0^2}, \quad O^2 \in O_{all},$$

$$\sum x = 1, \quad \sum y = 1, \quad \sum w = 1,$$

$$\sum_{R \in R_b^{s_1}} x_{b,R,K} = \sum_{R \in R_b^{s_2}} x_{b,R,K},$$

$$b \in B, \{s_1, s_2\} \in S, K \in K_b. \quad (6)$$

This part is described in an article submitted to Applied Energy in November 2023 and to the Status *Under Review* at the moment [6].

To solve large optimisation problems on a large number of buildings (several thousand), RAM and computing time requirements are very high. In this case, a clustering method is needed to reduce the complexity of the problem.

C. Description of the clustering method

The methodology adopted from bibliographical study is therefore so-called ascending hierarchical clustering [7].

This clustering is based on variables to characterise buildings with common features. The variables chosen are listed in Table III below. They were selected because they influence the renovation solutions in the optimisation tool and minimise errors in the creation of clusters. In addition, they are all independent of each other in the various physical formulas of the energy model.

Each numerical variable, such as the number of dwellings, number of storeys, external wall surface, etc., helps to define the 'position' of a building in a multi-dimensional space. The Euclidean distance between two buildings is calculated by taking the square root of the sum of the squares of the differences between the corresponding values of each variable.

TABLE III
DESCRIPTION OF THE VARIABLES USED FOR CLUSTERING

Number of dwellings	Number of floors
Type of dwelling	External wall surface
U wall	U roof
U floor	U window
Air renewal rate	Volume
Number of occupants	Year of construction
Annual solar gains	Final energy consumption
GES content of energy	Location

Initially, each building is considered as a separate cluster. Hierarchical clustering algorithms compare the distances

between all the clusters (buildings) and progressively group together those that are closest. This process continues until all the buildings are grouped into a specified number of clusters or into a single large cluster.

By grouping buildings with similar characteristics, it is possible to identify optimised renovation strategies for each group.

D. Clustering function

The previous sections established the characteristics for choosing the clustering model and the variables selected. Figure 2 shows the overall method presented in this section.

The different stages mentioned in this figure correspond to:

- (1) Inference and energy simulation of residential buildings for which information is available.
- (2) Clustering implementation
- (3) Consideration of the medoid
- (4) SHAPE optimisation.

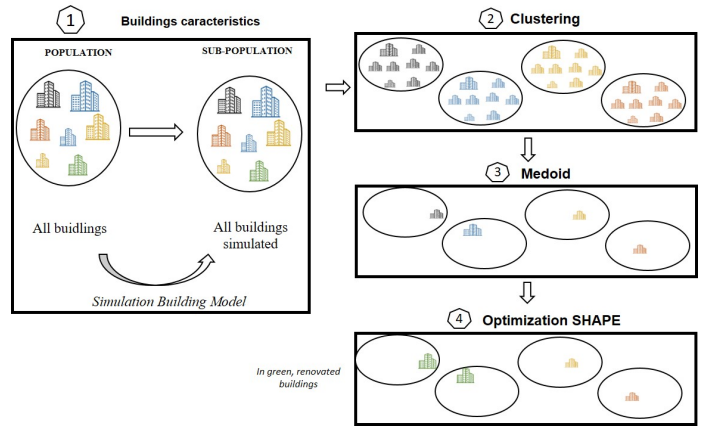


Fig. 2. Clustering operation of the SHAPE module

These developments lead to a modification of the optimiser's objective function to take into account the weight of each cluster.

E. Modification in optimisation

The notion of "weight of a cluster" in the context of clustering, in particular in bottom-up hierarchical clustering, is defined by the number of elements it contains. So, a cluster with a larger number of buildings is considered to have greater weight, as it represents a broader or more common category of buildings.

Taking the weight $weight_b$ of a building into consideration, the optimization function, as described in Equation 5, is modified according to Equation 7.

$$\text{minimize } \sum_{b \in B} weight_b \left(\sum_{s \in S_b} \sum_{r \in R_s} \sum_{h \in H_b} x_{b,s,r,h} O^1 \right), O^1 \in O_{all} \quad (7)$$

IV. CASE STUDY : VALIDATION OF CLUSTERING RESULTS

A. A French city : Grenoble

This paper focuses on Grenoble, a French city in the Rhone Alpes region. This city comprises 51,500 residential buildings and 249,200 dwellings. The figure 3 shows the geographical distribution of these buildings.

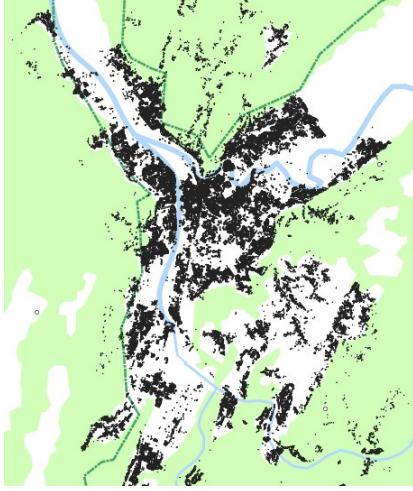


Fig. 3. Residential buildings in Grenoble (France)

Grenoble's residential housing stock is typical of the national stock, with EPC classes centred on class D and a heating mix of 38% gas, 31% electricity, 15% biomass, 12% oil and 4% district network.

The clustering methodology will be applied to this case study and validated in the following sections.

B. Validation of clustering results

In order to validate the results obtained through clustering, a sub-optimality calculation will subsequently be carried out according to the number of clusters chosen. The NRMSE (Normalized Root Mean Square Error) is calculated for each cluster using the equation 8 :

$$\text{NRMSE } (\%) = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\hat{y}_i} \times 100 \quad (8)$$

where :

- y_i represents the values of each building in the cluster.
- \hat{y}_i represents the value of the medoid of the cluster.
- n is the total number of buildings in the cluster.

Each cluster is then averaged to obtain Figure 8 which shows the evolution of the NRMSE as a function of the number of clusters selected.

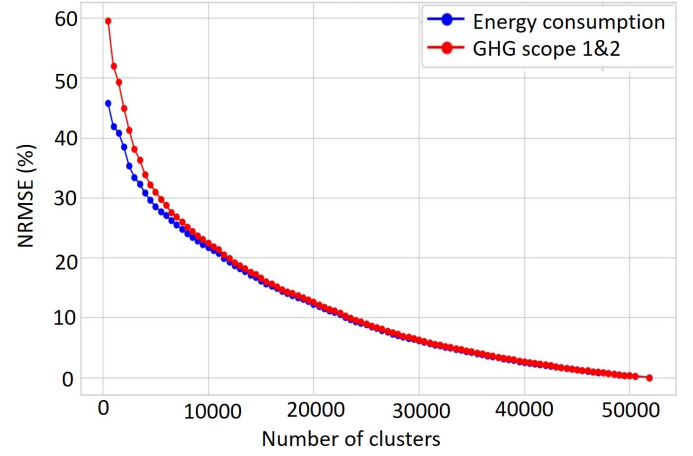


Fig. 4. Evolution of NRMSE as a function of the number of clusters

This trend illustrates the expected role of clustering. The smaller the number of clusters, the greater the variance in metrics such as energy consumption within a cluster.

In addition to comparing qualitative metrics to validate the use of clustering, Figure 5 shows the distribution of heating energy vectors in the building stock under consideration. This variable is not directly considered in clustering, but is taken into account through the carbon content of the energy.

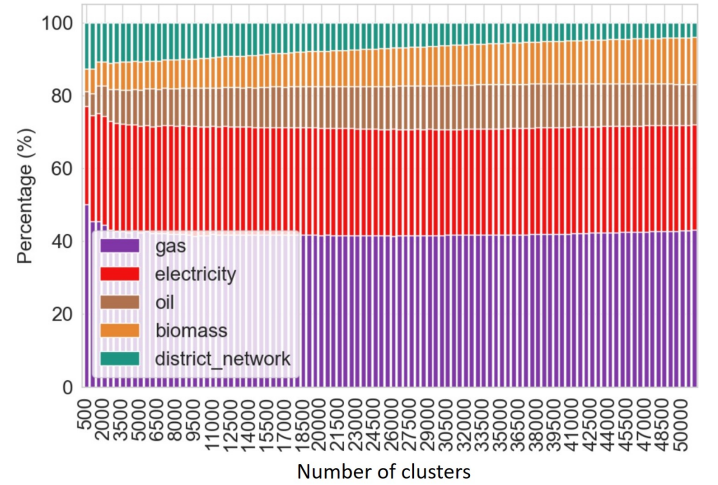


Fig. 5. Distribution of Energy Types by Number of Clusters

The distribution remains uniform across various cluster sizes, with a notable rise in district heating (green) in smaller clusters due to its low initial presence. The clustering algorithm effectively maintains data disparities, ensuring an accurate analysis of energy dynamics and distribution.

In the remainder of this work, 4,000 clusters will be utilized to ensure acceptable computing time and memory requirements (see Figure 11), considering the precision of the clustering.

V. CASE STUDY : OPTIMIZATION RESULTS

In order to analyse renovation strategies, the aim is to compare them with existing strategies and discuss the plans currently defined by a french city.

A. Territorial Climate-Air-Energy Plans (PCAET)

Territorial Climate-Air-Energy Plans (PCAETs) represent a comprehensive and integrated approach adopted by local authorities in France to combat climate change and improve the quality of the environment [8]. They encompass a variety of actions aimed at reducing greenhouse gas (GHG) emissions, improving air quality, saving energy and developing renewable energies. They have been enshrined in French legislation for several years and have undergone major changes, notably with the 2015 Energy Transition Law for Green Growth.

B. The contribution of SHAPE to the discussion of PCAET

The use of SHAPE as a model for optimising renovation solutions for the residential building stock can make a significant contribution to the development and implementation of PCAET. The impact of SHAPE can be seen in a number of ways:

- **Optimising Renovation Strategies:** SHAPE identifies the most efficient and cost-effective renovation solutions for the residential building stock. Within the framework of the PCAET, this tool can help prioritise renovation actions according to their potential to reduce greenhouse gas emissions and improve energy efficiency.
- **Decision-making aid:** By providing detailed information and assessments of different refurbishment options, SHAPE helps local authority decision-makers to make informed choices, aligning refurbishment investments with the climate and energy objectives of the PCAET.
- **Long-Term Planning:** The use of SHAPE encourages a long-term planning approach, making it possible to predict the future impacts of renovations and to ensure that investments made today remain relevant and effective in the years to come.

To sum up, SHAPE's contribution to the study and implementation of PCAETs is to enable a more strategic, data-driven and effective approach to the energy renovation of the residential building stock, thereby making a significant contribution to the overall objectives of reducing GHG emissions and improving energy efficiency.

C. Objectives of the PCAET

The objective set out in the Territorial Climate-Air-Energy Plans (PCAET) is to define a plan to achieve carbon neutrality by 2050. This plan defines intermediate stages, in particular for the year 2030.

The majority of the PCAET provide information on targets for reducing greenhouse gas emissions and energy consumption in the residential building stock. The figure 6 shows

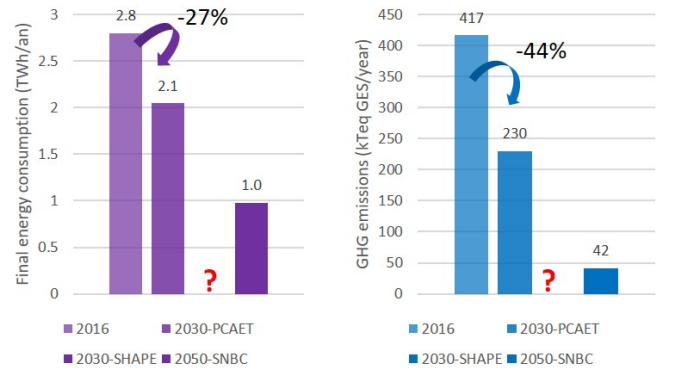


Fig. 6. Grenoble PCAET

the reduction targets for Grenoble for 2030, with a view to implementing the 2050 strategy.

The aim of defining scenarios using the SHAPE model is to achieve carbon neutrality by 2050 while optimising economic profitability. It will then be possible to analyse different metrics in 2030 in order to discuss the different PCAET. Table IV summarises the optimisation scenarios established for the study of the PCAET.

TABLE IV
TABLE OF METRICS AND OBJECTIVES

	Metrics	Description
Objective	$O^1 = NPC$	Overall cost optimization
Constraints	$O_1^2 = O_{GHG_{12}}$	Reduce GHG emissions by a factor of 10 compared with 2019
Constraints	$O_2^2 = O_{EC_{DPE}}$	EPC consumption to obtain a BBC building stock: 80kWhEP.m2.an
Constraints	$O_3^2 = O_{PE}$	< 110% current peak
Constraints	$O_4^2 = O_{nb_{reno}}$	Number of renovations (2020-2030) : 1% per year Number of renovations (2030-2040) : 2.5% per year Number of renovations (2040-2050) : 4% per year

This scenario will enable us to discuss the objectives defined in an optimal trajectory for achieving the National Low Carbon Strategy (SNBC). The objective of this scenario is to obtain the value of GHG emissions and energy consumption in metropolitan areas in 2030 in order to achieve the National Low Carbon Strategy (SNBC) in 2050.

Figure 6 illustrates the proposed methodology for energy consumption. The value of energy consumption to be achieved in 2050 for each territory has been defined by applying the reduction factor for final energy consumption at national level.

D. Optimization results

The Figure 7 shows that the model proposes a greater reduction in energy consumption compared to the PCAET, but the same level of reduction for GHG emissions.

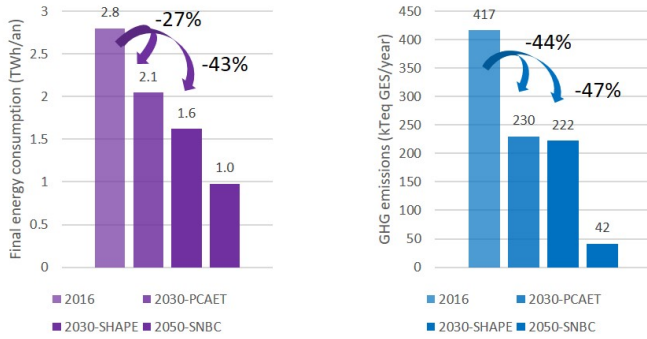


Fig. 7. Grenoble PCAET results

Thus, the reduction plans for 2030 must be slightly adapted and accelerated in the Grenoble agglomeration to achieve the SNBC (National Low-Carbon Strategy) at a lower cost.

Regarding the number of dwellings to be renovated, the discrepancies between the PCAET and the model's proposals are similar, as shown in Table V.

TABLE V
NUMBER OF DWELLINGS RENOVATION : COMPARISON PCAET AND SHAPE

2016	2030 - PCAET	2030 - SHAPE
1872	7,600	7,200

These results validate the optimization model in terms of the consistency of the proposed results and help refine the proposed decarbonization plans for the city of Grenoble.

E. Evolution of the building stock

The Figure 8 shows that all the energy consumed must be

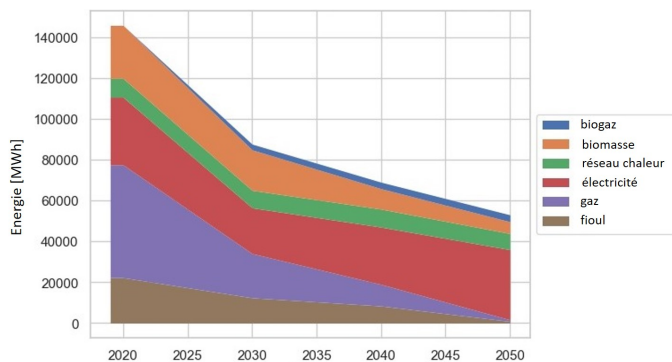


Fig. 8. Grenoble energy consumption over future years (for clusters)

decarbonised by 2050, with an energy mix consisting mainly of electricity, but also biomass, heat networks and some biogas.

The impact on building renovation and changes in heating systems will affect the distribution of EPC classes of the building stock in Figure 9. There has been a marked improvement in these classes and the most energy intensive buildings have almost all been renovated.

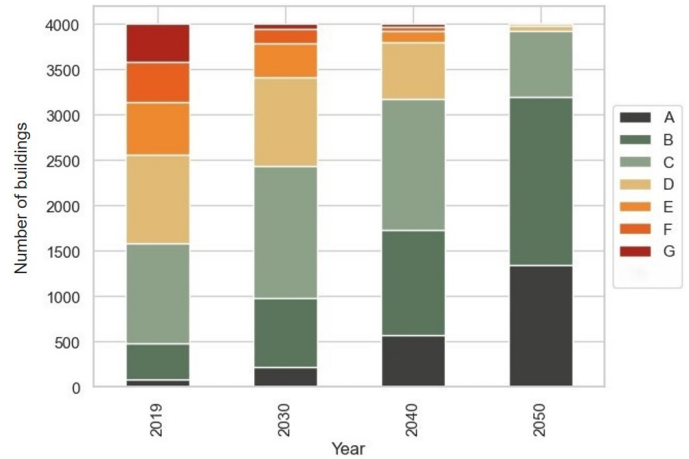


Fig. 9. Evolution of EPC classes of the building stock during renovation for each *dy* period

Figure 10 shows the distribution of renovations per building.

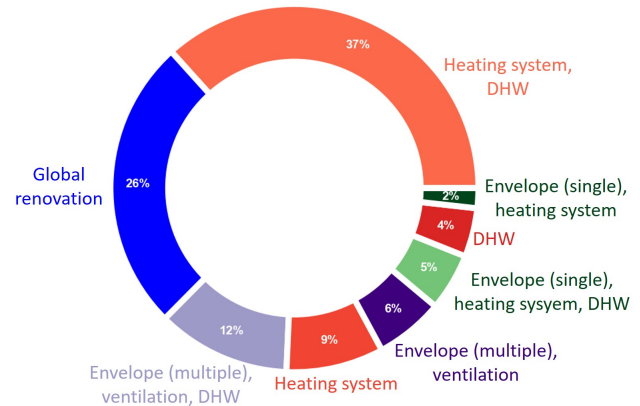


Fig. 10. Type of renovation of the building stock

26% of the renovations carried out are global renovations that affect at least 2 parts of the envelope, the heating system, ventilation and DHW. 24% of the renovations are also high-performance renovations, where a renovation of the envelope is combined with at least one other component. In order to achieve the GHG reduction factor of 10 by 2050, 50% of the renovations will concern heating and DHW systems only. This is due to the need to decarbonise the building stock by changing the heating systems.

VI. DISCUSSION

This model enables effective discussions about climate plans for French metropolitan areas, providing additional relevant information for decision-making support.

The parameter dy has a strong influence on the computing time and memory requirements of the computers. For the computational experiments carried out in this study, the workstation was equipped with a quad-core processor with eight logical processors (threads) and the system has 31.7 gigabytes of random access memory (RAM). The computing times required to carry out these optimisations are shown in Figure 11. The use of clustering is justified based on the computation time.

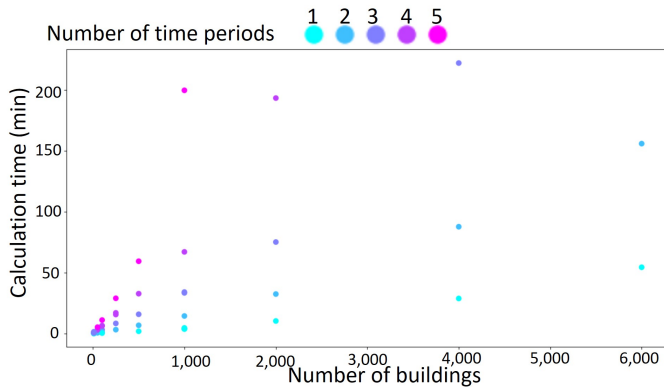


Fig. 11. Calculation time as a function of number of buildings and time periods

In addition, we arbitrarily chose the number of renovations per period that we could apply to each typology. It would be interesting to analyse the difference that a different choice of this renovation policy could make.

The main simulation assumptions from [1] are still available for this paper and need to be recalled.

The use of air conditioning will increase in the coming years in France ([9]). We therefore planned to take into account the need for cooling in our model. Cooling requirements have not yet been included in the model, and have therefore not been studied for renovation strategies. According to [9], this already represents 25% of the buildings currently equipped in France and could therefore have a major impact on the strategies presented here.

VII. CONCLUSION

The findings of this study demonstrate the potential of a data-driven approach in optimizing residential housing renovations at a territorial scale. By employing advanced computational models and clustering techniques, our research offers significant insights into the optimization of renovation strategies, particularly in the French context. The results highlight a notable discrepancy between current strategies and

those suggested by our model, particularly in terms of energy consumption, greenhouse gas emissions, and the number of renovations per year. This discrepancy underscores the need for a re-evaluation of existing strategies and the adoption of a more nuanced and customized approach. Furthermore, the study reveals the importance of considering future trends, such as the increasing need for air conditioning, in renovation strategies. Our research contributes to the broader discourse on energy efficiency and climate action, providing a valuable framework for policymakers, urban planners, and stakeholders in the residential sector to achieve sustainability goals more effectively.

ACKNOWLEDGMENT

Thanks to the STBR (Scientific and Technical Building Research Centre) for their support during this thesis work, and to Mines PSL and Mines Saint Etienne for their academic supervision.

REFERENCES

- [1] M. Rit, R. Girard, J. Villot, M. Thorel, and Y. Abdelouadoud, "Calibration method for an open source model to simulate building energy at territorial scale," vol. 293, p. 113205. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778823004358>
- [2] Y. Fan and X. Xia, "A multi-objective optimization model for energy-efficiency building envelope retrofitting plan with rooftop pv system installation and maintenance," *Applied Energy*, vol. 189, pp. 327–335, 2017. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261916318505>
- [3] Y. He, N. Liao, J. Bi, and L. Guo, "Investment decision-making optimization of energy efficiency retrofit measures in multiple buildings under financing budgetary restraint," *Journal of Cleaner Production*, vol. 215, pp. 1078–1094, 2019. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652619301362>
- [4] A. Rogeau, R. Girard, Y. Abdelouadoud, M. Thorel, and G. Kariniotakis, "Joint optimization of building-envelope and heating-system retrofits at territory scale to enhance decision-aiding," *Applied Energy*, vol. 264, p. 114639, 2020. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261920301513>
- [5] S. Martello and P. Toth, *Knapsack Problems: Algorithms and Computer Implementations*. USA: John Wiley & Sons, Inc., 1990.
- [6] V. J. T. M. G. E. G. R. Rit Martin, Thomas Arthur, "SHAPE: A temporal optimization model for residential buildings retrofit to discuss policy objectives," *Applied Energy*, November 2023, soumission.
- [7] "Hierarchical clustering - scikit-learn," <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html#hierarchical-clustering>, accédé le 31 Janvier 2024.
- [8] "Plan climat-air-Énergie territorial (pcaet) - agir pour la transition écologique," <https://agirpourlatransition.ademe.fr/collectivites/amenager-territoire/planification-territoriale/pcaet>, accédé le 31 Janvier 2024.
- [9] "La climatisation de confort dans les bâtiments résidentiels et tertiaires," p. 13. [Online]. Available: <https://librairie.ademe.fr/changement-climatique-et-energie/4745-la-climatisation-de-confort-dans-les-batiments-residentiels-et-tertiaires.html>

ANNEX

1) *Energy data : prices and emissions factor*: The change in the emissions factor for the district heating network was to consider a heating network in 2050 powered by biomass, biogas and electricity. The emission factor will therefore be the average of these 3 sources.

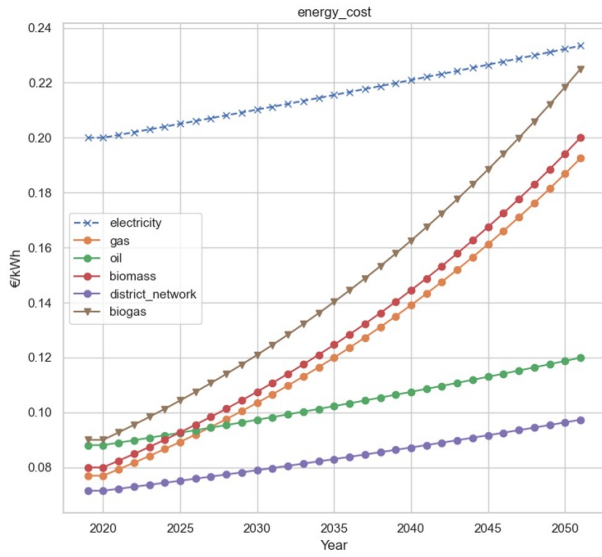


Fig. 12. Energy prices

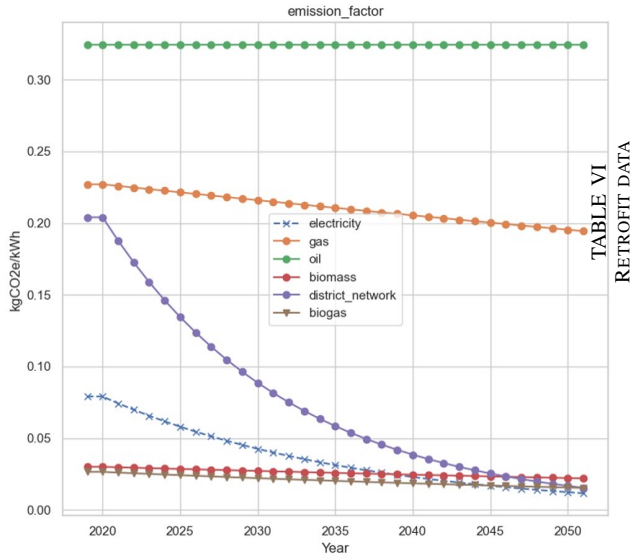


Fig. 13. Emissions factor

2) Renovation data: XXX being the confidential data for STBR

3) Optimization model:SHAPE:

Category	Name	Installation Type	U-Value [W/m²K]	Window Solar Factor	Airflow Rate [(m³/h/m²)]	CO2 Content [(kgCO2)/UF]	UF Cost [(€/UF)]	Energy Source	Efficiency
wall	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
wall	ITI GW Standard	-	0.25	-	-	3.9	XXX	-	-
wall	ITI Biosourced	-	0.22	-	-	1.49	XXX	-	-
wall	ITI RW Standard	-	0.23	-	-	9.16	XXX	-	-
wall	ITE Biosourced	-	0.17	-	-	-	XXX	-	-
wall	ITE RW Standard	-	0.21	-	-	23.28	XXX	-	-
floor	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
floor	GW Standard	-	0.25	-	-	3.92	XXX	-	-
floor	Biosourced	-	0.18	-	-	18.75	XXX	-	-
floor	RW Standard	-	0.25	-	-	14.2	XXX	-	-
floor	PU Under Floating Concrete	-	0.17	-	-	16.89	XXX	-	-
roof	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
roof	GW Roll Standard	-	0.14	-	-	4.3	XXX	-	-
roof	Biosourced	-	0.13	-	-	-	XXX	-	-
roof	RW Roll Standard	-	0.17	-	-	11.59	XXX	-	-
roof	RW Souf Standard	-	0.14	-	-	8.87	XXX	-	-
roof	PUR Standard	-	0.14	-	-	17.92	XXX	-	-
window	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
window	Standard Glazing	-	1.3	0.7	-	91.8	XXX	-	-
window	Standard Glazing	-	0.8	0.6	-	111.97	XXX	-	-
window	Standard Glazing	-	1.3	0.7	-	60.03	XXX	-	-
window	Standard Glazing	-	0.8	0.6	-	90.49	XXX	-	-
ventilation	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
ventilation	Hygro B INDIV	Individual	-	-	0.3	6.8	XXX	-	-
ventilation	Hygro B LC	Collective	-	-	0.3	6.8	XXX	-	-
heating system	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
heating system	Boiler Condensing Biomass	Individual	-	-	-	81	XXX	Biomass	0.98
heating system	Boiler Condensing Biomass	Collective	-	-	-	100	XXX	Biomass	0.98
heating system	Boiler Condensing Gas	Individual	-	-	-	62	XXX	Biogas	0.98
heating system	Boiler Condensing Gas	Collective	-	-	-	85	XXX	Biogas	0.98
heating system	Heat Pump Air-to-Water	Individual	-	-	-	124	XXX	Electricity	2.85
heating system	Heat Pump Air-to-Water	Collective	-	-	-	133	XXX	Electricity	2.85
2nd heating system	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
2nd heating system	Decentralized Radiant Panel	-	-	-	-	20	XXX	Electricity	1
DHW	Unchanged	-	-	-	-	-	-	-	-
DHW	Electric Water Heater	Collective	-	-	-	40	XXX	Electricity	1

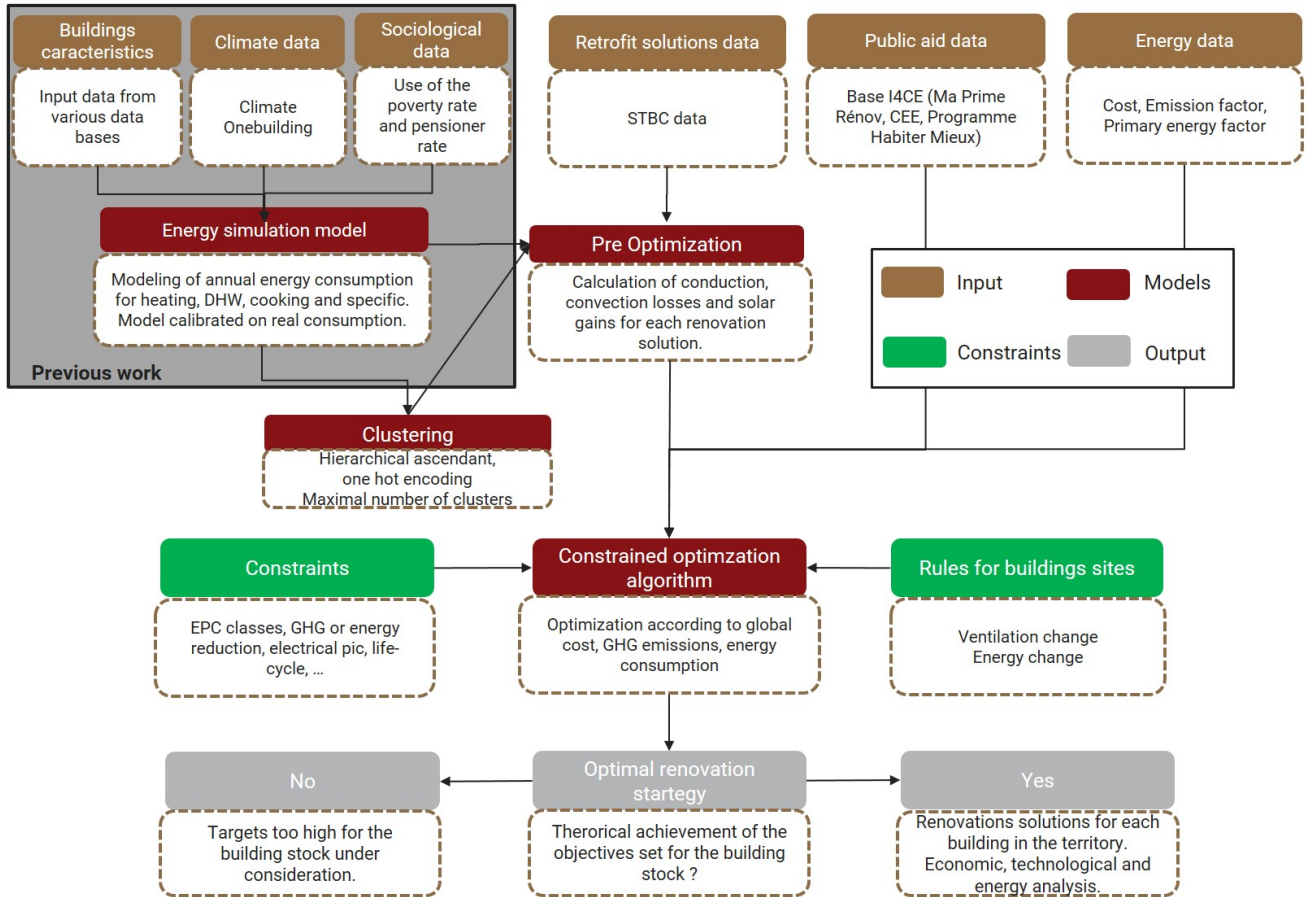


Fig. 14. SHAPE model

Annexe C

Liste des articles soumis dans des journaux internationaux pendant les travaux de thèse

Article sur la méthode de calibration : journal Energy and Buildings

Article présentant le modèle de simulation ainsi que la méthode de calibration, publié le 30 mai 2023.

<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113205>

Article sur la méthode d'optimisation : journal Applied Energy

Article présentant la méthode d'optimisation temporelle et son application sur un territoire, publié le 7 mars 2024.

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.122936>

Bibliographie

- [1] IEA, “Key world energy statistics 2020,” p. 81. [Online]. Available : <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2021>
- [2] O. M. J. M. W. A. R. M. B. D. C. E. H. J. L. P. L. Q. C. L. I. T. P. G. P. P. W. P. J. S. C. S. S. C. J. G. C. P. J. R. B. A. S. R. A. P. B. L. B. N. R. B. M. B. N. D. B. B. L. B. I. B. M. C. P. C. M. A. C. N. C. T.-T.-T. C. F. C. L. P. C. M. D. X. E. K. E. W. F. S. F. R. A. F. L. F. D. J. G. T. G. J. G. T. G. G. G. L. G. N. G. H. I. H. M. H. J. H. R. A. H. G. C. I. Y. I. T. J. A. R. J. A. J. T. J. A. J. F. J. Z. J. F. K. E. K. R. F. K. D. K. G. K. K. J. K. J. I. K. A. L. X. L. N. L. H. L. J. L. Z. M. L. M. G. M. N. M. P. C. M. G. A. M. G. M. E. J. M. D. R. N. S.-I. N. Y. O. K. M. O. A. O. A. M. O. T. P. M. P. D. P. K. P. B. P. C. M. R. G. R. L. R. E. R. C. R. T. M. S. J. S. R. S. T. L. S. S. M. S.-A. R. S. Q. S. A. J. S. C. T. S. T. P. P. T. H. T. B. T. H. T. F. v. d. W. G. R. v. O. E. W. R. W. M. W.-R. C. Y. D. Y. X. Y. W. Y. X. Z. S. Z. J. Friedlingstein, P. and B. Zheng, “Global carbon budget 2023,” 2023. [Online]. Available : <https://essd.copernicus.org/articles/15/5301/2023/>
- [3] S. W. N. K. e. a. Rockström, J., “A safe operating space for humanity.” [Online]. Available : <https://doi.org/10.1038/461472a>
- [4] N. UNIES, “Accord de paris,” p. 28, 2015. [Online]. Available : https://unfccc.int/files/essential_background/convention/application/pdf/french_paris_agreement.pdf
- [5] M. de la transition écologique et solidaire, “Snbc_2, p.53,” p. 192, 2020. [Online]. Available : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/2020-03-25_MTES_SNBC2.pdf
- [6] IPCC, “Giec2023,” p. 36. [Online]. Available : https://report.ipcc.ch/ar6syr/pdf/IPCC_AR6_SYR_SPM.pdf
- [7] M. Pellan, M. Louërat, D. Almeida, and G. Habert, “Beyond sectoral carbon budgets for the building activities : A french case study,” p. 192, 2020. [Online]. Available : https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4633977
- [8] Ministère de la transition écologique et solidaire, “Snbc_batiment,” p. 4, 2020. [Online]. Available : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/Fiche%20SNBC%20B%C3%A2timents_0.pdf
- [9] M. de la Transition écologique et de la Cohésion des territoires. (2023) Re2020. [Online]. Available : <https://www.ecologie.gouv.fr/reglementation-environnementale-re2020>

- [10] Ministère de la transition écologique et solidaire, “plan de relance,” p. 815, 2021. [Online]. Available : https://www.economie.gouv.fr/files/files/directions_services/plan-de-relance/PNRR%20Francais.pdf?v=1638203849
- [11] M. de la Transition écologique et de la Cohésion des territoires. (2021) plan-renovation-energetique-des-batiments. [Online]. Available : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/Plan%20de%20r%C3%A9novation%20%C3%A9nerg%C3%A9tique_0.pdf
- [12] FranceRénov, “Maprimerénov’ 2024 : accélérons la rénovation énergétiques.” [Online]. Available : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/20231012_MPR_DP.pdf?v=1702651412
- [13] M. for the ecological {and} solidary transition, “Rénovation des bâtiments.” [Online]. Available : https://www.ecologie.gouv.fr/renovation-des-batiments-0#scroll-nav__1
- [14] A. Rogeau, “Vers une approche intégrée d’aide à la planification énergétique territoriale : application à la rénovation énergétique des bâtiments,” vol. Université Paris sciences et lettres, 2020, p. 219. [Online]. Available : <https://pastel.hal.science/tel-02969503>
- [15] L. Diao, Y. Sun, Z. Chen, and J. Chen, “Modeling energy consumption in residential buildings : A bottom-up analysis based on occupant behavior pattern clustering and stochastic simulation,” *Energy and Buildings*, vol. 147, pp. 47–66, 2017. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:114331954>
- [16] P. Nageler, G. Zahrer, R. Heimrath, T. Mach, F. Mauthner, I. Leusbrock, H. Schranzhofer, and C. Hochenauer, “Novel validated method for GIS based automated dynamic urban building energy simulations,” vol. 139, pp. 142–154. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S036054421731335X>
- [17] S. Li, B. Rismanchi, and L. Aye, “A simulation-based bottom-up approach for analysing the evolution of residential buildings’ material stocks and environmental impacts – a case study of inner melbourne,” vol. 314, p. 118941. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261922003609>
- [18] T. Huo, L. Xu, W. Feng, W. Cai, and B. Liu, “Dynamic scenario simulations of carbon emission peak in china’s city-scale urban residential building sector through 2050,” vol. 159, p. 112612. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S030142152100478X>
- [19] J. E. BEZE. (2018) Les rôles de la substitution et de l’efficacité énergétiques dans la décarbonation du parc de logements en france. [Online]. Available : https://www.chaireeconomieduclimat.org/wp-content/uploads/2019/01/Th%C3%A8se_Jeremy_EL_BEZE_UPD.pdf
- [20] INSEE, “La france et ses territoires,” p. 12, 2021. [Online]. Available : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5040016?sommaire=5040030#onglet-1>
- [21] M. De Rosa, M. Brennenstuhl, C. Andrade Cabrera, U. Eicker, and D. P. Finn, “An iterative methodology for model complexity reduction in residential building simulation,” vol. 12, no. 12, p. 2448. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/12/2448>

- [22] P. Schetelat, L. Lefort, and N. Delgado, "Urban data imputation using multi-output multi-class classification," in *Proceedings of uSim Conference 2020 : 2nd uSim Conference of IBPSA-Scotland*, ser. uSim Conference, vol. 2. Edinburgh, Scotland : IBPSA-Scotland, November 2020, pp. 126–133. [Online]. Available : https://publications.ibpsa.org/conference/paper/?id=usim2020_B1_3_Schetelat
- [23] M. Grossouvre, D. Rullière, and J. Villot, "Predicting missing energy performance certificates : Spatial interpolation of mixture distributions," *Energy and AI*, vol. 16, p. 100339, 2024. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666546824000053>
- [24] A. H. Fakehi Khorasani, S. Ahmadi, and M. A. Moradi, "The impact of energy conservation policies on the projection of future energy demand," vol. 2, no. 1, pp. 104–121. [Online]. Available : <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23317000.2015.1068140>
- [25] K. N. Streicher, "Cost-effective energy retrofit at national building stock level : Data-driven archetype modelling of the techno-economic energy efficiency potential in the swiss residential sector," publisher : Université de Genève. [Online]. Available : <https://archive-ouverte.unige.ch/unige:148611>
- [26] M. Kavgic, A. Mavrogianni, D. Mumovic, A. Summerfield, Z. Stevanovic, and M. Djurovic-Petrovic, "A review of bottom-up building stock models for energy consumption in the residential sector," vol. 45, no. 7, pp. 1683–1697. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360132310000338>
- [27] Y. J. Huang and J. Brodrick, "A bottom-up engineering estimate of the aggregate heating and cooling loads of the entire u.s. building stock," p. 16. [Online]. Available : <https://simulationresearch.lbl.gov/dirpubs/46303.pdf>
- [28] S. Heiple and D. J. Sailor, "Using building energy simulation and geospatial modeling techniques to determine high resolution building sector energy consumption profiles," vol. 40, no. 8, pp. 1426–1436. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778808000200>
- [29] K. Fabbri, M. Zuppiroli, and K. Ambrogio, "Heritage buildings and energy performance : Mapping with GIS tools," vol. 48, pp. 137–145. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778812000333>
- [30] T. Fleiter, E. Worrell, and W. Eichhammer, "Barriers to energy efficiency in industrial bottom-up energy demand models—a review," vol. 15, no. 6, pp. 3099–3111. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032111001286>
- [31] J. Langevin, J. Reyna, S. Ebrahimigharehbaghi, N. Sandberg, P. Fennell, C. Nägeli, J. Laverge, M. Delghust, Mata, M. Van Hove, J. Webster, F. Federico, M. Jakob, and C. Camarasa, "Developing a common approach for classifying building stock energy models," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 133, p. 110276, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032120305645>

- [32] E. Garreau, Y. Abdelouadoud, E. Herrera, W. Keilholz, G.-E. Kyriakodis, V. Partenay, and P. Riederer, “District MOdeller and SIMulator (DIMOSIM) – a dynamic simulation platform based on a bottom-up approach for district and territory energetic assessment,” vol. 251, p. 111354. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778821006381>
- [33] C. J. García-Ballano, A. Ruiz-Varona, and L. Casas-Villarreal, “Parametric-based and automatized GIS application to calculate energy savings of the building envelope in rehabilitated nearly zero energy buildings (nZEB). case study of zaragoza, spain,” vol. 215, p. 109922. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778819332888>
- [34] P. E. Camporeale and P. Mercader-Moyano, “A GIS-based methodology to increase energy flexibility in building cluster through deep renovation : A neighborhood in seville,” vol. 231, p. 110573. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778820333594>
- [35] K. N. Streicher, P. Padey, D. Parra, M. C. Bürer, S. Schneider, and M. K. Patel, “Analysis of space heating demand in the swiss residential building stock : Element-based bottom-up model of archetype buildings,” vol. 184, pp. 300–322. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778818325660>
- [36] T. Gulotta, M. Cellura, F. Guarino, and S. Longo, “A bottom-up harmonized energy-environmental models for europe (BOHEEME) : A case study on the thermal insulation of the EU-28 building stock,” vol. 231, p. 110584. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778820333703>
- [37] K. G. Droutsa, S. Kontoyiannidis, E. G. Dascalaki, and C. A. Balaras, “Mapping the energy performance of hellenic residential buildings from EPC (energy performance certificate) data,” vol. 98, pp. 284–295. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544216000050>
- [38] F. Pagliaro, F. Hugony, F. Zanghirella, R. Basili, M. Miscio, L. Colasuonno, and V. Del Fatto, “Assessing building energy performance and energy policy impact through the combined analysis of EPC data – the italian case study of SIAPE,” vol. 159, p. 112609. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0301421521004754>
- [39] L. Frayssinet, “Adapting buildings heating and cooling power need models at the district scale.” [Online]. Available : <https://hal.science/tel-01988658v2/document>
- [40] F. Varenne, “Epistémologie des modèles et des simulations.” [Online]. Available : https://hal.science/file/index/docid/674144/filename/Epistemologie_des_modeles_et_des_simulations_BNF_10_decembre_2008.pdf
- [41] CES, “Urbanopt,” 2016. [Online]. Available : <https://docs.urbanopt.net/>
- [42] —, “Smart-e,” 2015. [Online]. Available : <https://www.ces.minesparis.psl.eu/Logiciels/Smart-E/>
- [43] Université La Rochelle, “Geranium,” 2017. [Online]. Available : <https://github.com/npapoylias/Geranium>

- [44] D. Wang, J. Landolt, G. Mavromatidis, K. Orehounig, and J. Carmeliet, “Cesar : A bottom-up building stock modelling tool for switzerland to address sustainable energy transformation strategies,” *Energy and Buildings*, vol. 169, pp. 9–26, 2018. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778817337696>
- [45] I. Petkov, G. Mavromatidis, C. Knoeri, J. Allan, and V. H. Hoffmann, “MANGOret : An optimization framework for the long-term investment planning of building multi-energy system and envelope retrofits,” vol. 314, p. 118901. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261922003269>
- [46] “Buildingmodel git.” [Online]. Available : <https://gitlab.com/energytransition/buildingmodel>
- [47] Y. Chen, T. Hong, and M. Ann Piette, “City-scale building retrofit analysis : A case study using CityBES.” [Online]. Available : https://publications.ibpsa.org/conference/paper/?id=bs2017_071
- [48] Maxime Colomb, “Artiscales,” 2019. [Online]. Available : <https://github.com/ArtiScales/ArtiScales>
- [49] A. Rogeau, R. Girard, Y. Abdelouadoud, M. Thorel, and G. Kariniotakis, “Joint optimization of building-envelope and heating-system retrofits at territory scale to enhance decision-aiding,” *Applied Energy*, vol. 264, p. 114639, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261920301513>
- [50] D. Coakley, P. Raftery, and M. Keane, “A review of methods to match building energy simulation models to measured data,” vol. 37, pp. 123–141. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1364032114003232>
- [51] A. Taniguchi-Matsuoka, Y. Shimoda, M. Sugiyama, Y. Kurokawa, H. Matoba, T. Yamasaki, T. Morikuni, and Y. Yamaguchi, “Evaluating japan’s national greenhouse gas reduction policy using a bottom-up residential end-use energy simulation model,” vol. 279, p. 115792. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261920312757>
- [52] V. D’Alonzo, A. Novelli, R. Vaccaro, D. Vettorato, R. Albatici, C. Diamantini, and P. Zambelli, “A bottom-up spatially explicit methodology to estimate the space heating demand of the building stock at regional scale,” vol. 206, p. 109581. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778819306978>
- [53] R. Nouvel, A. Mastrucci, U. Leopold, O. Baume, V. Coors, and U. Eicker, “Combining GIS-based statistical and engineering urban heat consumption models : Towards a new framework for multi-scale policy support,” vol. 107, pp. 204–212. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778815302061>
- [54] M. for the ecological {and} solidary transition, “Méthode 3cl-dpe.” [Online]. Available : https://rt-re-batiment.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/annexe_methode_de_calcul_3cl-dpe_v1.3.pdf

- [55] E. Garreau, "Développement d'une méthodologie d'analyse de la parcimonie pour la simulation énergétique urbaine," Theses, Université Paris sciences et lettres, Mar. 2021. [Online]. Available : <https://pastel.hal.science/tel-03403586>
- [56] M. for the ecological {and} solidary transition and Ademe, "Pratiques et consommation d'eau chaude sanitaire : enseignements d'une expérimentation sociotechnique dans le secteur domestique." [Online]. Available : <https://librairie.ademe.fr/urbanisme-et-batiment/5528-pratiques-et-consommation-d-eau-chaude-sanitaire-enseignements-d-une-experimentation-sociotechnique.html>
- [57] FranceGazLiquides, "Biogaz liquides." [Online]. Available : <https://www.francegazliquides.fr/energie-butane-propane/respect-de-lenvironnement-maitrise-de-lenergie/transition-energetique/>
- [58] "La climatisation de confort dans les bâtiments résidentiels et tertiaires," p. 13. [Online]. Available : <https://librairie.ademe.fr/changement-climatique-et-energie/4745-la-climatisation-de-confort-dans-les-batiments-residentiels-et-tertiaires.html>
- [59] T. A. Reddy, I. Maor, and C. Panjapornpon, "Calibrating detailed building energy simulation programs with measured data—part i : General methodology (rp-1051)," *HVAC&R Research*, vol. 13, pp. 221 – 241, 2007. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:110013790>
- [60] T. A. Reddy, "Literature review on calibration of building energy simulation programs : Uses, problems, procedures, uncertainty, and tools," *Ashrae Transactions*, pp. 226–240, 2006. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:111398007>
- [61] R. S. Andreea Mihai, "Calibration of an energy model of a new reasearch center building," *Conference, Building Simulation 2013*, 2013. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/263272602_Calibration_of_an_energy_model_of_a_new_research_center_building
- [62] J. Clarke, P. A. Strachan, and C. C. Pernot, "An approach to the calibration of building energy simulation models," 1993. [Online]. Available : <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:51762595>
- [63] A. Chong, Y. Gu, and H. Jia, "Calibrating building energy simulation models : A review of the basics to guide future work," *Energy and Buildings*, vol. 253, p. 111533, 2021. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778821008173>
- [64] A. Krayem, A. Al Bitar, A. Ahmad, G. Faour, J.-P. Gastellu-Etchegorry, I. Lakkis, J. Gerard, H. Zaraket, A. Yeretian, and S. Najem, "Urban energy modeling and calibration of a coastal mediterranean city : The case of beirut," *Energy and Buildings*, vol. 199, pp. 223–234, 2019. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778819312460>
- [65] C. e. a. Cerezo, "'three methods for characterizing building archetypes in urban energy simulation. a case study in kuwait city'," 2015. [Online]. Available : http://web.mit.edu/SustainableDesignLab/publications/BS2015_KuwaitModel.pdf

- [66] J. Fernandez, L. del Portillo, and I. Flores, "A novel residential heating consumption characterisation approach at city level from available public data : Description and case study," *Energy and Buildings*, vol. 221, p. 110082, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778819331512>
- [67] I. M. T. Agami Reddy and C. Panjapornpon, "Calibrating detailed building energy simulation programs with measured data—part i : General methodology (rp-1051)," *HVAC&R Research*, vol. 13, no. 2, pp. 221–241, 2007. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1080/10789669.2007.10390952>
- [68] J. Sun and T. A. Reddy, "Calibration of building energy simulation programs using the analytic optimization approach (rp-1051)," *HVAC&R Research*, vol. 12, no. 1, pp. 177–196, 2006. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1080/10789669.2006.10391173>
- [69] A. H. Neto and F. A. S. Fiorelli, "Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption," *Energy and Buildings*, vol. 40, no. 12, pp. 2169–2176, 2008. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778808001448>
- [70] S. Karatasou, M. Santamouris, and V. Geros, "Modeling and predicting building's energy use with artificial neural networks : Methods and results," *Energy and Buildings*, vol. 38, no. 8, pp. 949–958, 2006. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778805002161>
- [71] M. C. Kennedy and A. O'Hagan, "Bayesian Calibration of Computer Models," *Journal of the Royal Statistical Society Series B : Statistical Methodology*, vol. 63, no. 3, pp. 425–464, 01 2002. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00294>
- [72] B. Eisenhower, Z. O'Neill, S. Narayanan, V. A. Fonoberov, and I. Mezić, "A methodology for meta-model based optimization in building energy models," *Energy and Buildings*, vol. 47, pp. 292–301, 2012. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778811005962>
- [73] L. Ljung, *System Identification*. Boston, MA : Birkhäuser Boston, 1998, pp. 163–173. [Online]. Available : https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1768-8_11
- [74] D. Palaić, I. Štajduhar, S. Ljubic, and I. Wolf, "Development, calibration, and validation of a simulation model for indoor temperature prediction and hvac system fault detection," *Buildings*, vol. 13, no. 6, 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2075-5309/13/6/1388>
- [75] C. Koranteng, B. Simons, K. Gyimah, and S. Amos-Abanyie, "THE IDEALIZED AND THE REALISTIC VALIDATION STUDIES OF BUILDING SIMULATION MODELS IN GHANA," *Journal of Green Building*, vol. 17, no. 3, pp. 141–160, 10 2022. [Online]. Available : <https://doi.org/10.3992/jgb.17.3.141>

- [76] S. Martínez, P. Eguía, E. Granada, A. Moazami, and M. Hamdy, “A performance comparison of multi-objective optimization-based approaches for calibrating white-box building energy models,” *Energy and Buildings*, vol. 216, p. 109942, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778819336850>
- [77] P. Borges, O. Travasset-Baro, and A. Pages-Ramon, “Hybrid approach to representative building archetypes development for urban models – a case study in andorra,” *Building and Environment*, vol. 215, p. 108958, 2022. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132322002001>
- [78] J. Palmer Real, J. K. Møller, R. Li, and H. Madsen, “A data-driven framework for characterising building archetypes : A mixed effects modelling approach,” *Energy*, vol. 254, p. 124278, 2022. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544222011811>
- [79] A. Pongelli, Y. D. Priore, J.-P. Bacher, and T. Jusselme, “Definition of building archetypes based on the swiss energy performance certificates database,” *Buildings*, vol. 13, no. 1, 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2075-5309/13/1/40>
- [80] G. M. Colleto and V. Gomes, “Exploring machine learning-based archetypes for urban life cycle modeling (UBiM),” vol. 38, pp. 169–175. [Online]. Available : <https://ojs.cvut.cz/ojs/index.php/APP/article/view/8295>
- [81] S. Bakaloglou and D. Charlier, “The role of individual preferences in explaining the energy performance gap,” *Energy Economics*, vol. 104, p. 105611, 2021. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988321004771>
- [82] D. Brounen, N. Kok, and J. M. Quigley, “Energy literacy, awareness, and conservation behavior of residential households,” *Energy Economics*, vol. 38, pp. 42–50, 2013. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988313000327>
- [83] F. Belaïd and T. Garcia, “Understanding the spectrum of residential energy-saving behaviours : French evidence using disaggregated data,” *Energy Economics*, vol. 57, pp. 204–214, 2016. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988316301244>
- [84] F. Belaïd, “Understanding the spectrum of domestic energy consumption : Empirical evidence from france,” *Energy Policy*, vol. 92, pp. 220–233, 2016. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030142151630057X>
- [85] R. Tibshirani, “Regression shrinkage and selection via the lasso,” vol. 58, no. 1, pp. 267–288. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x>
- [86] M. W. Browne, “Cross-validation methods,” *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 44, no. 1, pp. 108–132, 2000. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022249699912798>
- [87] T. H. R. T. J. T. Gareth James, Daniela Witten, “An introduction to statistical learning.” [Online]. Available : <https://www.statlearning.com/>

- [88] F. Belaïd, “Untangling the complexity of the direct and indirect determinants of the residential energy consumption in france : Quantitative analysis using a structural equation modeling approach,” vol. 110, pp. 246–256. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0301421517305323>
- [89] M. Rit, R. Girard, J. Villot, M. Thorel, and Y. Abdelouadoud, “Calibration method for an open source model to simulate building energy at territorial scale,” vol. 293, p. 113205. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778823004358>
- [90] T. Hong, Y. Chen, X. Luo, N. Luo, and S. H. Lee, “Ten questions on urban building energy modeling,” *Building and Environment*, vol. 168, p. 106508, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132319307206>
- [91] P. E. Camporeale, M. del Pilar Mercader Moyano, and J. D. Czajkowski, “Multi-objective optimisation model : A housing block retrofit in seville,” *Energy and Buildings*, vol. 153, pp. 476–484, 2017. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778817315165>
- [92] H. Son and C. Kim, “Evolutionary many-objective optimization for retrofit planning in public buildings : A comparative study,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 190, pp. 403–410, 2018. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652618311296>
- [93] V. Marinakis, H. Doukas, P. Xidonas, and C. Zopounidis, “Multicriteria decision support in local energy planning : An evaluation of alternative scenarios for the sustainable energy action plan,” *Omega*, vol. 69, pp. 1–16, 2017. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305048316304492>
- [94] A. Nutkiewicz, Z. Yang, and R. K. Jain, “Data-driven urban energy simulation (due-s) : A framework for integrating engineering simulation and machine learning methods in a multi-scale urban energy modeling workflow,” *Applied Energy*, vol. 225, pp. 1176–1189, 2018. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918307165>
- [95] E. Asadi, M. G. da Silva, C. H. Antunes, and L. Dias, “Multi-objective optimization for building retrofit strategies : A model and an application,” *Energy and Buildings*, vol. 44, pp. 81–87, 2012. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778811004609>
- [96] Y. Fan and X. Xia, “Building retrofit optimization models using notch test data considering energy performance certificate compliance,” vol. 228, pp. 2140–2152. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261918310729>
- [97] A. Santangelo, D. Yan, X. Feng, and S. Tondelli, “Renovation strategies for the italian public housing stock : Applying building energy simulation and occupant behaviour modelling to support decision-making process,” vol. 167, pp. 269–280. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778817334436>

- [98] S. A. Sharif and A. Hammad, "Simulation-based multi-objective optimization of institutional building renovation considering energy consumption, life-cycle cost and life-cycle assessment," vol. 21, pp. 429–445. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352710218307204>
- [99] N. Li, X. Miao, W. Geng, Z. Li, and L. Li, "Comprehensive renovation and optimization design of balconies in old residential buildings in beijing : A study," vol. 295, p. 113296. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778823005261>
- [100] B. Vaisi, "A review of optimization models and applications in robotic manufacturing systems : Industry 4.0 and beyond," vol. 2, p. 100031. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2772662222000054>
- [101] Y. Zheng and Q. Liu, "A review of distributed optimization : Problems, models and algorithms," vol. 483, pp. 446–459. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925231221016040>
- [102] Y. Lei, K. Hou, Y. Wang, H. Jia, P. Zhang, Y. Mu, X. Jin, and B. Sui, "A new reliability assessment approach for integrated energy systems : Using hierarchical decoupling optimization framework and impact-increment based state enumeration method," *Applied Energy*, vol. 210, pp. 1237–1250, 2018. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261917311194>
- [103] D. Khummongkol, A. Charoenkool, and N. Pongkum, "Experimental optimization of activated carbon synthesis by the simplex search method," *Applied Energy*, vol. 41, no. 4, pp. 243–249, 1992. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/030626199290005V>
- [104] O. Von Stryk and R. Bulirsch, "Direct and indirect methods for trajectory optimization," vol. 37, no. 1, pp. 357–373. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/BF02071065>
- [105] X.-L. Zhang and K.-C. Zhang, "Using genetic algorithm to solve a new multi-period stochastic optimization model," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 231, no. 1, pp. 114–123, 2009. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377042709000454>
- [106] A. G. Gad, "Particle swarm optimization algorithm and its applications : A systematic review," vol. 29, no. 5, pp. 2531–2561. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s11831-021-09694-4>
- [107] C. Yu, N. Lahrichi, and A. Matta, "Optimal budget allocation policy for tabu search in stochastic simulation optimization," *Computers Operations Research*, vol. 150, p. 106046, 2023. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054822002763>
- [108] Y. Sun, R. Ma, J. Chen, and T. Xu, "Heuristic optimization for grid-interactive net-zero energy building design through the glowworm swarm algorithm," *Energy and Buildings*, vol. 208, p. 109644, 2020. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778819328075>

- [109] R. Wu, G. Mavromatidis, K. Orehounig, and J. Carmeliet, “Multiobjective optimisation of energy systems and building envelope retrofit in a residential community,” vol. 190, pp. 634–649. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261916319419>
- [110] S.-I. Gustafsson, “Mixed integer linear programming and building retrofits,” *Energy and Buildings*, vol. 28, no. 2, pp. 191–196, 1998. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877889800019X>
- [111] Y. Feng, S. Chen, A. Kumar, and B. Lin, “Solving single-product economic lot-sizing problem with non-increasing setup cost, constant capacity and convex inventory cost in $o(n \log n)$ time,” *Computers Operations Research*, vol. 38, no. 4, pp. 717–722, 2011. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054810001735>
- [112] L. Moretti, G. Manzolini, and E. Martelli, “Milp and minlp models for the optimal scheduling of multi-energy systems accounting for delivery temperature of units, topology and non-isothermal mixing,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 184, p. 116161, 2021. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431120336413>
- [113] Y. Merlet, S. Rouchier, A. Jay, N. Cellier, and M. Woloszyn, “Integration of phasing on multi-objective optimization of building stock energy retrofit,” vol. 257, p. 111776. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778821010604>
- [114] E. S. Pinto and B. Amante, “Polygeneration system optimization for building energy system retrofit : A case of study for TR5 building of UPC-terrassa,” vol. 273, p. 112375. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778822005461>
- [115] A. Vallati, C. V. Fiorini, S. Grignaffini, P. Ocloń, M. Di Matteo, and J. Kobylarczyk, “Energy retrofit optimization for social building in temperate climate zone,” vol. 282, p. 112771. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778823000014>
- [116] G. Chiesa, F. Fasano, and P. Grasso, “A new tool for building energy optimization : First round of successful dynamic model simulations,” vol. 14, no. 19, p. 6429. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/19/6429>
- [117] X. Luo and L. O. Oyedele, “Life cycle optimisation of building retrofitting considering climate change effects,” vol. 258, p. 111830. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778822000019>
- [118] M. Panagiotidou, L. Aye, and B. Rismanchi, “Optimisation of multi-residential building retrofit, cost-optimal and net-zero emission targets,” vol. 252, p. 111385. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778821006691>
- [119] N. Hashempour, R. Taherkhani, and M. Mahdikhani, “Energy performance optimization of existing buildings : A literature review,” vol. 54, p. 101967. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2210670719320566>

- [120] U. Ali, M. H. Shamsi, M. Bohacek, C. Hoare, K. Purcell, E. Mangina, and J. O'Donnell, "A data-driven approach to optimize urban scale energy retrofit decisions for residential buildings," vol. 267, p. 114861. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261920303731>
- [121] D. Ma, X. Li, B. Lin, Y. Zhu, and S. Yue, "A dynamic intelligent building retrofit decision-making model in response to climate change," vol. 284, p. 112832. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778823000622>
- [122] E. Thrampoulidis, G. Hug, and K. Orehounig, "Approximating optimal building retrofit solutions for large-scale retrofit analysis," vol. 333, p. 120566. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261922018232>
- [123] A. A. Aliabadi, X. Chen, J. Yang, A. Madadzadeh, and K. Siddiqui, "Retrofit optimization of building systems for future climates using an urban physics model," *Building and Environment*, vol. 243, p. 110655, 2023. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132323006820>
- [124] R. Loulou, G. Goldstein, K. Noble, A. Kanudia, and Y. Sokolov, *Documentation for the TIMES Model*. IEA, Energy Technology Systems Analysis Programme, 2005. [Online]. Available : https://iea-etsap.org/docs/Documentation_for_the_TIMES_Model-Part-I.pdf
- [125] N. V. Emodi, C. C. Emodi, G. P. Murthy, and A. S. A. Emodi, "Energy policy for low carbon development in nigeria : A leap model application," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 68, pp. 247–261, 2017. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116306281>
- [126] S. Yelisetti, V. K. Saini, R. Kumar, R. Lamba, and A. Saxena, "Optimal energy management system for residential buildings considering the time of use price with swarm intelligence algorithms," *Journal of Building Engineering*, vol. 59, p. 105062, 2022. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352710222010701>
- [127] T. Charan, C. Mackey, A. Irani, B. Polly, S. Ray, K. Fleming, R. El Kontar, N. Moore, T. Elgindy, D. Cutler, M. S. Roudsari, and D. Goldwasser, "Integration of open-source URBANopt and dragonfly energy modeling capabilities into practitioner workflows for district-scale planning and design," vol. 14, no. 18, p. 5931. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/18/5931>
- [128] M. S. ADEME, "Approche integree et multicriteres de la modelisation territoriale." [Online]. Available : <https://presse.ademe.fr/2016/11/etude-la-gestion-des-donnees-territoriales-cruciale-pour-les-territoires.html>
- [129] Y. Fan and X. Xia, "A multi-objective optimization model for energy-efficiency building envelope retrofitting plan with rooftop pv system installation and maintenance," *Applied Energy*, vol. 189, pp. 327–335, 2017. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261916318505>

- [130] Y. He, N. Liao, J. Bi, and L. Guo, "Investment decision-making optimization of energy efficiency retrofit measures in multiple buildings under financing budgetary restraint," *Journal of Cleaner Production*, vol. 215, pp. 1078–1094, 2019. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652619301362>
- [131] S. Martello and P. Toth, "Knapsack problems : Algorithms and computer implementations," 1990. [Online]. Available : <https://link.springer.com/article/10.1057/jors.1991.99>
- [132] R. Tirado, A. Aublet, S. Laurenceau, M. Thorel, M. Louërat, and G. Habert, "Component-based model for building material stock and waste-flow characterization : A case in the icirc;le-de-france region," *Sustainability*, vol. 13, no. 23, 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/23/13159>
- [133] RTE. (2022) Energy pathways 2050 key results. [Online]. Available : https://assets.rte-france.com/prod/public/2022-01/Energy%20pathways%202050_Key%20results.pdf
- [134] K. Krähmer, "Degrowth and the city," *City*, vol. 26, no. 2-3, pp. 316–345, 2022. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1080/13604813.2022.2035969>
- [135] N. Fitzpatrick, T. Parrique, and I. Cosme, "Exploring degrowth policy proposals : A systematic mapping with thematic synthesis," *Journal of Cleaner Production*, vol. 365, p. 132764, 2022. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652622023629>
- [136] FCU. (2023) France chaleur urbaine. [Online]. Available : <https://www.data.gouv.fr/fr/reuses/carte-france-chaleur-urbaine/>
- [137] M. for the ecological {and} solidary transition, "National low carbon strategy." [Online]. Available : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/en_SNBC-2_complete.pdf
- [138] A. Ghazouani, W. Xia, M. Ben Jebli, and U. Shahzad, "Exploring the role of carbon taxation policies on CO2 emissions : Contextual evidence from tax implementation and non-implementation european countries," vol. 12, no. 20, p. 8680. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/20/8680>
- [139] G. French, "fs-2022-rapport-couts-abatement_logement-novembre.pdf." [Online]. Available : https://www.strategie.gouv.fr/sites/strategie.gouv.fr/files/atoms/files/fs-2022-rapport-couts-abatement_logement-novembre.pdf
- [140] ADEME, "Analyse en composantes du volet bâtiment des scénarios transition(s) 2050." [Online]. Available : <https://bibliothèque.ademe.fr/urbanisme-et-batiment/6557-analyse-en-composantes-du-volet-batiment-des-scenarios-transitions-2050.html>
- [141] B. Shirizadeh and P. Quirion, "Do multi-sector energy system optimization models need hourly temporal resolution? a case study with an investment and dispatch model applied to france," *Applied Energy*, vol. 305, p. 117951, 2022. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921012617>

- [142] R. Martin, T. Arthur, V. Jonathan, T. Mathieu, G. Enora, and G. Robin, "Shape : A temporal optimization model for residential buildings retrofit to discuss policy objectives," *Applied Energy*, vol. 361, p. 122936, 2024. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261924003192>
- [143] D. Bogin, M. Kissinger, and E. Erell, "Comparison of domestic lifestyle energy consumption clustering approaches," vol. 253, p. 111537. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778821008215>
- [144] L. Jin, D. Lee, A. Sim, S. Borgeson, K. Wu, C. A. Spurlock, and A. Todd, "Comparison of clustering techniques for residential energy behavior using smart meter data," vol. WS-17-01 - WS-17-15, pp. 260–266, 2017, cited By :30. [Online]. Available : www.scopus.com
- [145] E. Verellen and K. Allacker, "Life cycle assessment of clustered buildings with a similar renovation potential," vol. 27, no. 9, pp. 1127–1144. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s11367-022-02095-0>
- [146] J. D. Rhodes, W. J. Cole, C. R. Upshaw, T. F. Edgar, and M. E. Webber, "Clustering analysis of residential electricity demand profiles," vol. 135, pp. 461–471. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261914009349>
- [147] E. Verellen and K. Allacker, "Developing a building stock model to enable clustered renovation—the city of leuven as case study," vol. 14, no. 10, p. 5769. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/10/5769>
- [148] N. Ghiassi and A. Mahdavi, "Reductive bottom-up urban energy computing supported by multivariate cluster analysis," vol. 144, pp. 372–386. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778817307508>
- [149] S. Yilmaz, J. Chambers, and M. Patel, "Comparison of clustering approaches for domestic electricity load profile characterisation - implications for demand side management," vol. 180, pp. 665–677. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360544219310060>
- [150] R. Tirado, A. Aublet, S. Laurenceau, M. Thorel, M. Louërat, and G. Habert, "Component-based model for building material stock and waste-flow characterization : A case in the Île-de-france region," vol. 13, no. 23, p. 13159. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/23/13159>
- [151] F. Qi, B. M. Musonda, H. Shen, and Y. Wang, "Geometric classification method of rural residences at regional scale," vol. 172, pp. 170–180. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778817328657>
- [152] J. M. Weinand, R. McKenna, K. Karner, L. Braun, and C. Herbes, "Assessing the potential contribution of excess heat from biogas plants towards decarbonising residential heating," vol. 238, p. 117756. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0959652619326162>

- [153] J. An, D. Yan, and T. Hong, “Clustering and statistical analyses of air-conditioning intensity and use patterns in residential buildings,” vol. 174, pp. 214–227. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778818307199>
- [154] I. L. Wong, A. C. M. Loper, E. Krüger, and F. K. Mori, “Energy performance evaluation and comparison of sampled brazilian bank buildings with the existing and proposed energy rating systems,” vol. 225, p. 110304. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778820305065>
- [155] J. Q. Zhang, “Sampling for building energy consumption with fuzzy theory,” vol. 156, pp. 78–84. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778817315463>
- [156] P. Geyer, A. Schlüter, and S. Cisar, “Application of clustering for the development of retrofit strategies for large building stocks,” *Advanced Engineering Informatics*, vol. 31, pp. 32–47, 2017, towards a new generation of the smart built environment. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474034616300167>
- [157] G. J. P. M. M. D. Turner EL, Li F, “Review of recent methodological developments in group-randomized trials : Part 1-design.” *Am J Public Health.*, 2017. [Online]. Available : <https://inria.hal.science/hal-01579075>
- [158] “Clustering — scikit-learn 1.0.2 documentation,” <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html>, accessed : 2023-09.
- [159] D. Xu and Y. Tian, “A comprehensive survey of clustering algorithms,” vol. 2, no. 2, pp. 165–193. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s40745-015-0040-1>
- [160] A. Javed, B. S. Lee, and D. M. Rizzo, “A benchmark study on time series clustering,” vol. 1, p. 100001. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2666827020300013>
- [161] M. Rivallain, S. Agapoff, P. Boisson, A. Fouquier, and Y. Lee, “Clustering as a simplification tool for the decision-making process on building stock renovation,” 01 2019.
- [162] M. de la Transition Écologique, “Synthèse scénario de référence snbc-ppe,” 2021, see specifically p. 10 pour les objectifs de baisse de consommation d’énergie. [Online]. Available : <https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/Synth%C3%A8se%20sc%C3%A9nario%20de%20r%C3%A9f%C3%A9rence%20SNBC-PPE.pdf>
- [163] O. Sichel, “Rapport pour une réhabilitation énergétique massive, simple et inclusive des logements privés.” [Online]. Available : <https://www.banquedesterritoires.fr/sites/default/files/2021-03/RAPPORT%20sichel.pdf>
- [164] beta.gouv.fr, “Répertoire national des bâtiments,” <https://rnb.beta.gouv.fr/>, 2024, accédé le 27 Février 2024.
- [165] data.gouv.fr, “meteo.data.gouv.fr,” <https://meteo.data.gouv.fr/>, 2024, accédé le 27 Février 2024.

- [166] Meteotest AG, "Meteonorm : Global meteorological database for solar energy and applied meteorology," <https://meteonorm.com/en/>, 2024, accessed on 27 February 2024.
- [167] Office fédéral de la statistique, "Registre des bâtiments et logements," <https://www.bfs.admin.ch/bfs/fr/home/registres/registre-batiments-logements.html>, 2024, accessed on 27 February 2024.
- [168] L. Lefort, "Développements méthodologiques pour la validation des outils de simulation énergétique urbaine," Theses, Université Paris sciences et lettres, Oct. 2022. [Online]. Available : <https://pastel.hal.science/tel-04335151>
- [169] data.gouv.fr, "Base de données nationale des bâtiments (bdnb)," <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/base-de-donnees-nationale-des-batiments/>, 2024.
- [170] Observatoire National des Bâtiments. (2023) Observatoire national des bâtiments (onb). Accès rapide et facile aux informations sur des dizaines de millions de bâtiments grâce à une base de données géographiques nationale et standardisée, la base IMOPE. Initiative lancée en 2016, regroupant des données territoriales à l'échelle de l'adresse et du bâtiment, enrichies par des données prédites et mises à jour régulièrement par une communauté de plus de 10 000 acteurs. [Online]. Available : <https://www.data.gouv.fr/fr/reuses/observatoire-national-des-batiments-onb/>
- [171] A. H. T. Nguyen, "Modélisation du parc de bâtiments du secteur tertiaire et simulation énergétique," Theses, Université Paris sciences et lettres, Feb. 2021. [Online]. Available : <https://pastel.hal.science/tel-03228301>
- [172] CSTB. (2024) Projet demeter : données et modèles pour la simulation énergétique et environnementale des bâtiments tertiaires. Accédé le 27 Février 2024. [Online]. Available : <https://www.cstb.fr/fr/actualites/detail/projet-demeter-simulation-energetique-batiments-tertiaires/>
- [173] T. Ekström, S. Burke, M. Wiktorsson, S. Hassanie, L.-E. Harderup, and J. Arfvidsson, "Evaluating the impact of data quality on the accuracy of the predicted energy performance for a fixed building design using probabilistic energy performance simulations and uncertainty analysis," *Energy and Buildings*, vol. 249, p. 111205, 2021. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778821004898>
- [174] A. Machard, "Towards mitigation and adaptation to climate change : Contribution to Building Design," Theses, Université de La Rochelle, Jul. 2021. [Online]. Available : <https://theses.hal.science/tel-03675251>
- [175] A. Machard, C. Inard, J.-M. Alessandrini, C. Pelé, and J. Ribéron, "A methodology for assembling future weather files including heatwaves for building thermal simulations from the european coordinated regional downscaling experiment (euro-cordex) climate data," *Energies*, vol. 13, no. 13, 2020. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/13/13/3424>
- [176] DARES and France Stratégie, "Rénovation énergétique des bâtiments," [https://dares.travail-emploi.gouv.fr/sites/default/files/1cb80cbf2138d31483070e8d5aa3614a/Dares_France-StratÃ©gie_RÃ©novation%20Ã©nergÃ©tique%20des%20bÃ¢timents.pdf](https://dares.travail-emploi.gouv.fr/sites/default/files/1cb80cbf2138d31483070e8d5aa3614a/Dares_France-Strat%C3%A9gie_R%C3%A9novation%20%C3%A9nerg%C3%A9tique%20des%20b%C3%AAtiments.pdf), 2024, accédé le 27 Février 2024.

- [177] PyPSA, “linopy : A linear optimisation library for python,” <https://github.com/PyPSA/linopy>, 2024, accédé le 27 Février 2024.
- [178] M. Vellei, S. Martinez, and J. Le Dréau, “Agent-based stochastic model of thermostat adjustments : A demand response application,” *Energy and Buildings*, vol. 238, p. 110846, 2021. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778821001304>

Table des figures

1	Evolution des émissions de gaz à effet de serre dans le monde (source [2])	1
2	2023 : 6 limites dépassées (source Stockholm Resilience Center [3])	2
3	Trajectoires de décarbonation et budget carbone associé (source [2])	3
4	SNBC - secteur bâtiment	4
5	Évolution performance énergétique suivant les années de construction - Impact des Réglementations Thermiques (source : CSTB, Charles Pelé, 2015)	5
1.1	Implication de la modélisation territoriale (Source : MinesParistech, Lucie Lefort)	13
1.2	Représentation des modèles de simulation (source [31])	17
1.3	Domaine de validité des différents modèles de simulation (source [39])	18
1.4	Réseau de distribution de gaz (en bleu) et bâtiments résidentiels dans la métropole de Grenoble (carte réalisée avec QGIS)	24
1.5	Répartition des bâtiments chauffés au gaz en fonction de leur distance au réseau de gaz (en rouge les bâtiments dont l'énergie de chauffage principale est le gaz)	25
1.6	Représentation géographique des 245 stations météo utilisées	26
1.7	Description de la méthode de simulation dans BuildingModel	27
1.8	Courbes de distribution bêta	30
1.9	Représentation du calcul du masque solaire	32
1.10	Distribution des écarts normalisés pour l'électricité et le gaz (%)	39
1.11	Représentation sur carte de l'écart avec les données réelles d'électricité (%) (Rouge : surestimation des simulations, Bleu : sous-estimation)	40
1.12	parc bâti résidentiel du centre ville de Grenoble, cartes réalisées avec QGIS (logiciel Open Source)	41
1.13	Répartition du moyen de chauffage en France (source BDNB-CSTB)	42
1.14	Répartition des matériaux de toiture en France (source BDNB-CSTB)	42
1.15	Temps de calcul de la simulation énergétique	43
2.1	Description de la méthode de calibration	58
2.2	Analyse coefficients lasso pour une partition	59
2.3	Zones climatiques françaises	60
2.4	NRMSE(%) pour l'électricité en fonction de la partition choisie	61
2.5	NRMSE(%) pour le gaz en fonction de la partition choisie	61

2.6	Nombre de coefficients obtenu par la méthode lasso dans la calibration de la consommation électrique	63
2.7	Nombre de coefficients obtenu par la méthode lasso dans la calibration de la consommation de gaz	64
2.8	Modification de la consommation (kWh) électrique induite par la calibration pour chaque catégorie	65
2.9	NRMSE post calibration pour chaque zone climatique (voir Figure 2.3)	66
2.10	Comparaison de l'erreur relative pre/post calibration	67
2.11	Comparaison carte de France pre/post calibration	68
3.1	Modèle Shape	82
3.2	Aides pour Grenoble par Iris	87
3.3	Aides pour Toulouse par Iris	87
3.4	Evolution du prix des énergies	89
3.5	Evolution du facteur d'émissions des énergies	90
3.6	Arbres de décision (naïf et non optimisé) pour les trajectoires de rénovation	91
3.7	Arbres de décision (finaux) pour les trajectoires de rénovation	92
3.8	Contraintes sur la création d'arbre - Règles métiers	99
3.9	Répartition des réseaux de chaleur (en rouge) dans la métropole grenobloise	101
3.10	Distribution des classes de DPE en fonction du type d'énergie de chauffage et des tranches d'années de construction (31%_électricité ; 27%_biomasse ; 23%_gaz ; 18%_fuel ; 1%_réseau de chaleur)	102
3.11	Évolution de la consommation énergétique DPE pour chaque période dy	104
3.12	Évolution des émissions de GES pour chaque période dy	104
3.13	Évolution du mix énergétique pendant la rénovation pour chaque période dy	105
3.14	Évolution du mix énergétique décrit dans la SNBC	105
3.15	Évolution des classes DPE du parc bâti pour chaque période dy	106
3.16	Évolution des classes d'DPE énergétique et de GES du parc immobilier pendant la rénovation pour chaque période dy	107
3.17	Nombre de rénovations par période et par gestes	108
3.18	Bouquets de rénovation du parc bâti	109
3.19	Coûts d'abattement par type de rénovation et par année	110
3.20	total	111
3.21	Temps de calcul en fonction du nombre de bâtiments et des périodes	113
4.1	Différents types de centroïds : (a) medoid ; (b) moyenne. Source : [160]	127
4.2	Fonctionnement clustering du module SHAPE	129
4.3	Différence de consommation d'énergie et d'émissions de GES par rapport au fichier de référence de 4,000 bâtiments du chapitre 3	131
4.4	Influence du clustering sur les stratégies de rénovation	132
4.5	Modèle d'optimisation avec clustering	133
4.6	Consommation énergétique en 2016 et 2030, au total et par habitant	136

4.7 Emissions de GES en 2016 et 2030, au total et par habitant	136
4.8 Nombre de logements rénovés en 2016 et 2030, au total et en pourcentage du parc global	136
4.9 Influence clustering sur NRMSE de la consommation d'énergie	137
4.10 Influence clustering sur NRMSE émissions de GES	137
4.11 Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Nantes	138
4.12 Influence clustering sur répartition nombre de logements Nantes	138
4.13 Influence clustering sur répartition type de bâtiments Nantes	138
4.14 Influence clustering sur répartition nombre d'étages Nantes	138
4.15 Influence clustering sur U mur Nantes	139
4.16 Influence clustering sur répartition année de construction Nantes	139
4.17 Bâtiments de Nantes	140
4.18 4 000 medoids associés au cluster de Nantes	140
4.19 Distance euclidienne dans l'espace des paramètres définis dans le Tableau 4.4 en fonction du nombre de clusters	141
4.20 Dendrogramme clustering Nantes	142
4.21 Comparaison de la consommation énergétique en 2016, objectifs en 2030 du PCAET et comparaison avec le résultat du modèle d'optimisation	144
4.22 Comparaison des émissions de GES en 2016, objectifs en 2030 du PCAET et comparaison avec le résultat du modèle d'optimisation	145
4.23 Comparaison du nombre de logements rénovés en 2016, objectifs en 2030 du PCAET et comparaison avec le résultat du modèle d'optimisation	145
4.24 Evolution classes DPE agglomération Nantes	146
4.25 Répartition des travaux de rénovation pour Nantes	147
4.26 Répartition des travaux commun ECS et systèmes de chauffage	148
4.27 Répartition des travaux commun entre systèmes de chauffage et enveloppe	149
4.28 Investissements pour les médoids selon la classe DPE initiale	150
4.29 Investissements et aides financières	151
4.30 Investissements et aides financières par logement	152
4.31 Taux de subvention des rénovations globales en fonction des revenus proposées par la mis- sion « Sichel » [163]	152
4.32 Différence de coûts d'investissements et facture entre scénarios	155
4.33 Différence d'émissions de GES entre scénarios	156
4.34 Comparaison de la répartition des postes de travaux entre agglomérations (en % du total de rénovation)	157
4.35 Comparaison de la répartition des bouquets de travaux entre agglomérations (en % du total de rénovation)	158
4.36 Comparaison de la répartition des bouquets de travaux enveloppe et système de chauffage entre agglomérations (en % du total de rénovation)	159
4.37 Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Grenoble	175
4.38 Influence clustering sur répartition nombre de logements Grenoble	175
4.39 Influence clustering sur répartition type de bâtiments Grenoble	176

4.40 Influence clustering sur répartition nombre d'étages Grenoble	176
4.41 Influence clustering sur U mur Grenoble	176
4.42 Influence clustering sur répartition année de construction Grenoble	176
4.43 Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Lille	177
4.44 Influence clustering sur répartition nombre de logements Lille	177
4.45 Influence clustering sur répartition type de bâtiments Lille	177
4.46 Influence clustering sur répartition nombre d'étages Lille	177
4.47 Influence clustering sur U mur Lille	177
4.48 Influence clustering sur répartition année de construction Lille	177
4.49 Influence clustering sur répartition moyen de chauffage Toulouse	178
4.50 Influence clustering sur répartition nombre de logements Toulouse	178
4.51 Influence clustering sur répartition type de bâtiments Toulouse	178
4.52 Influence clustering sur répartition nombre d'étages Toulouse	178
4.53 Influence clustering sur U mur Toulouse	178
4.54 Influence clustering sur répartition année de construction Toulouse	178

Liste des tableaux

3	Rythme de rénovation fixé via la SNBC-2 vs rythme actuel	5
4	Classes Énergétiques : DPE 2021	7
1.1	Ouverture en Open Access des principales bases de données	15
1.2	Modèles implémentés dans différents simulateurs pour l'échelle urbaine ou territoire . . .	20
1.3	Bases de données et description des attributs utilisés comme données d'entrée dans le processus d'inférence. L'objectif de l'inférence est de disposer de toutes les caractéristiques à l'échelle du bâtiment.	23
1.4	Part de surface chauffée	29
1.5	Distribution bêta du facteur d'intermittence	29
1.6	Transmittance et Linéaire des Ponts Thermiques	32
1.7	Distribution bêta de l'utilisation spécifique	35
1.8	Puissance maximale de l'utilisation spécifique (en W) en fonction du nombre d'occupants dans le logement	35
1.9	Facteur d'énergies primaire	36
1.10	Résultats de la simulation du BuildingModel sur tous les bâtiments français	39
2.1	Principales méthodes de calibration mathématiques ou statistiques de modèles	50
2.2	Cartographie du parc bâti actuel	53
2.3	Variables utilisées pour catégoriser le parc bâti	54
2.4	Description des occupants pour chaque IRIS i	56
2.5	Valeurs de λ et ρ optimales pour la zone climatique H1B	63
3.1	Description des principales méthodes d'optimisation existantes	75
3.2	Synthèse des principaux modèles d'optimisation temporelle	79
3.3	Métriques 0_{all} optimisables ou contraintes	83
3.4	Base de données gestes de rénovations (UF : m^2 pour parois, kW pour chauffage, SHAB pour ventilation et $nb_{logement}$ pour ECS)	85
3.5	Plafonds de Revenus pour Ma PrimeRénov' (TM: Très Modeste; M: Modeste; I: Intermédiaire; S: Supérieur)	86
3.6	Plafond des aides [en €]	87
3.7	Tableau des aides pour l'isolation et le chauffage en fonction de la classe de revenus	88
3.8	Comparaison des combinatoires par bâtiment	92
3.9	Temps de calcul des combinatoires par bâtiment	93

3.10 Exemples de valeurs pour les variables X_b , Y_b et W_b	94
3.11 Optimisation scenario	103
4.1 Principaux textes encadrant la planification et la rénovation énergétique en France, triés par échelle territoriale.	119
4.2 Comparaison de différentes méthodes de clustering (source [158])	125
4.3 Comparaison des méthodes de clustering	126
4.4 Description des variables utilisées pour le clustering.	128
4.5 Tableau des métriques et objectifs	142
4.6 Répartition des rénovations dites rentables selon "Sichel" dans le modèle	153
4.7 Récapitulatif aides financières et investissements Nantes modèle SHAPE jusqu'en 2050	154
4.8 Rythme de rénovation scénario PCAET Nantes	154
4.9 Synthèse des perspectives mentionnées dans ce manuscrit	172

RÉSUMÉ

L'effort de recherche doit se concentrer sur la résolution des problématiques énergétiques à l'échelle mondiale en visant la réduction de la consommation énergétique et des émissions de gaz à effet de serre pour atténuer l'impact du dérèglement climatique. En 2020, le secteur du bâtiment en France était à l'origine d'environ 45% de la consommation finale d'énergie et de 19% des émissions de gaz à effet de serre, constituant un gisement d'économies important. Cette thèse explore la rénovation énergétique du parc bâti résidentiel français, en se concentrant sur l'évaluation des stratégies territoriales à travers la modélisation et l'optimisation. Dans cette optique, ces travaux permettent (1) de caractériser et simuler le parc bâti français à l'aide de données et d'un modèle de simulation énergétique Open Source, (2) de calibrer ce modèle sur les consommations réelles d'électricité et de gaz pour l'ensemble du territoire français, (3) d'optimiser des trajectoires de rénovation énergétique en actionnant des leviers au niveau de chaque bâtiment du territoire et (4) d'appliquer ce modèle à un parc de plusieurs dizaines de milliers de bâtiments à l'aide d'algorithmes de clustering. Une analyse de la combinatoire du problème d'optimisation est réalisée, mettant la question de la dimensionnalité des solutions de rénovations, de la granularité temporelle dans l'optimisation et du nombre de contraintes au coeur de ce travail. La méthode développée dans ces travaux a été appliquée pour discuter la pertinence de plans climats définis dans différentes agglomérations françaises pour atteindre la Stratégie Nationale Bas Carbone en 2050. Les résultats issus de cette étude ont fourni une évaluation chiffrée des investissements nécessaires et des subventions publiques à octroyer dans ces grandes villes, ainsi qu'un calendrier pour la réalisation des travaux de rénovation en fonction des différents types de bâtiments. Cette thèse propose ainsi un outil d'aide à la décision, utilisable pour un grand nombre de bâtiments (plusieurs milliers), indépendamment de leur localisation géographique en France et avec une méthode répliquable et transparente.

MOTS CLÉS

Rénovation énergétique, Optimisation, Parc de bâtiments, MILP, Combinatoire, Aide à la décision, Transition énergétique, Territoires

ABSTRACT

Research efforts must focus on resolving energy issues on a global scale, with the aim of reducing energy consumption and greenhouse gas emissions in order to mitigate the impact of climate change. In 2020, the building sector in France was responsible for around 45% of final energy consumption and 19% of greenhouse gas emissions, representing a major source of savings. This thesis explores the energy renovation of the French residential building stock, focusing on the evaluation of territorial strategies through modelling and optimisation. With this in mind, the work involves (1) characterising and simulating the French building stock using data and an Open Source energy simulation model, (2) calibrating this model on actual electricity and gas consumption for the whole of France, (3) optimising energy renovation trajectories by activating levers at the level of each building in the territory and (4) applying this model to a stock of several tens of thousands of buildings using clustering algorithms. An analysis of the combinatorics of the optimisation problem is carried out, placing the question of the dimensionality of the renovation solutions, the temporal granularity of the optimisation and the number of constraints at the heart of this work. The method developed in this work was applied to discuss the relevance of climate plans defined in various French conurbations for achieving the National Low Carbon Strategy in 2050. The results of this study provided a quantified assessment of the investments required and the public subsidies to be granted in these major cities, as well as a timetable for carrying out the renovation work according to the different types of building. This thesis proposes a decision-making tool that can be used for a large number of buildings (several thousand), regardless of their geographical location in France, and with a replicable and transparent method.

KEYWORDS

Energy retrofit, Optimization, Buildings stock, MILP, Combinatory, Decision-aiding, Energy transition, Territories