



**HAL**  
open science

## **Modélisation de l'occupation de bâtiments par modèles stochastiques pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes**

Maxime Doya, Emmanuel Bozonnet, Boris Brangeon, Rodolphe Le Riche, Kevin Taurines

### ► To cite this version:

Maxime Doya, Emmanuel Bozonnet, Boris Brangeon, Rodolphe Le Riche, Kevin Taurines. Modélisation de l'occupation de bâtiments par modèles stochastiques pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes. Conférence IBPSA France 2026, May 2026, Lyon, France. pp.193-200. <hal-05635186>

**HAL Id: hal-05635186**

**<https://hal.science/hal-05635186v1>**

Submitted on 27 May 2026

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.



Distributed under a Creative Commons CC BY 4.0 - Attribution - International License

# Modélisation de l'occupation de bâtiments par modèles stochastiques pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes

Maxime Doya<sup>1</sup>, Emmanuel Bozonnet\*<sup>1</sup>, Boris Brangeon<sup>2</sup>, Rodolphe Le Riche<sup>3</sup>, Kevin Taurines<sup>3</sup>

<sup>1</sup> LaSIE – UMR CNRS 7356, Avenue Michel Crépeau 17042 LA ROCHELLE Cedex  
\*emmanuel.bozonnet@univ-lr.fr

<sup>2</sup> Tipee, 8 rue Isabelle Autissier 17140 LAGORD,

<sup>3</sup> LIMOS – CNRS, Mines Saint-Etienne et Université Clermont Auvergne

---

*RESUME.* Cet article présente une optimisation multiobjectif sous incertitudes appliquée à la rénovation énergétique des bâtiments. La méthode couple un modèle stochastique du comportement des occupants à EnergyPlus afin d'évaluer la robustesse des solutions face aux incertitudes d'occupation. L'analyse statistique des fronts de Pareto est enrichie d'autres indicateurs d'optimalité pour prendre en compte les incertitudes. La stabilité du classement des solutions selon le nombre de tirages aléatoires est étudiée sur une maison individuelle. Les solutions dominantes sont obtenues dès une dizaine de tirages, validant une approche dont les temps de calcul restent raisonnables.

*MOTS-CLÉS :* Rénovation énergétique, Optimisation multi-objectifs, Incertitudes, Modèle stochastique occupants

---

*ABSTRACT.* This paper presents a multi-objective optimization approach under uncertainty applied to residential building renovation. A stochastic occupant behavior model is coupled with EnergyPlus to assess the robustness of renovation strategies against variability in occupants' behavior. The statistical analysis of Pareto-front is enhanced with additional indicators for selecting optimal solutions in the presence of uncertainties. The study for a single-house case characterizes the stability of solution ranks based on the number of random samplings. The convergence of dominant solutions is achieved after about ten samples, demonstrating the feasibility of a robust optimization in this context at a reasonable computation time.

*KEYWORDS:* Energy renovation, Multiobjective optimization, Uncertainties, Stochastic occupant model

---

## 1. INTRODUCTION

Avec 134 kWh/m<sup>2</sup>/an dont 65% liés au chauffage, l'exploitation des bâtiments résidentiels en France représente 29% de l'énergie finale. La réduction visée par la stratégie nationale bas-carbone nécessite d'accélérer 5 à 10 fois la cadence annuelle des rénovations (ADEME 2025). Ce défi est rendu plus difficile par la variabilité d'occupation des logements et l'évolution socio-générationnelle dont l'impact sur les performances n'est pas évalué par les outils de conception. Des statistiques récentes comptent 7,6 millions logements sous-occupés, principalement des maisons anciennes à occupation variable (Lavaud et al. 2025). S'inspirant de la méthode RENOIR (Chardon et al. 2016), notre étude vise à s'affranchir des scénarios réglementaires, pour une optimisation multiobjectif sous incertitudes des stratégies de rénovation qui intègre le comportement incertain des occupants.

## 2. OBJECTIFS ET MÉTHODE D'OPTIMISATION SOUS INCERTITUDE

### 2.1. FONCTIONS OBJECTIFS POUR L'OPTIMISATION

L'optimisation se fait simultanément selon 3 critères : (1) le coût global à 50 ans incluant les coûts

de remplacement des éléments mis en œuvre, de maintenance et d'exploitation du bâtiment corrigé de l'actualisation des prix de l'énergie ; (2) le coût carbone à 50 ans des travaux préconisés, des remplacements et de l'exploitation sans actualisation des émissions CO<sub>2</sub> ; (3) l'indice d'inconfort d'été, type RE2020, calculé comme le dépassement cumulé en °C.h du seuil de confort adaptatif suivant l'occupant le plus en situation d'inconfort.

## 2.2. MÉTHODE DE CLASSEMENT DES SOLUTIONS NON DOMINÉES SOUS INCERTITUDE

### 2.2.1. Notations et définitions pour la procédure de classement

Si  $f(x, u) \in y \subset \mathbb{R}^m$ , l'espace des  $m$  fonctions objectifs, le problème d'optimisation peut s'écrire :

$$\min_{x \in X} f(x, u), \quad f : X \times U \rightarrow Y \quad (1)$$

Où  $X$  est l'espace des décisions (combinaisons d'actions de rénovation  $x$ ),  $U$  l'espace des variables incertaines muni d'une loi de probabilité  $P(U)$  régie par la méconnaissance du bâtiment, de son environnement et du contexte de rénovation. Chaque décision élémentaire de rénovation est une méta-variable décrivant le(s) produit(s) à ajouter, remplacer ou supprimer dans le(s) composant(s) ciblé(s). Elle est associée à des paramètres économique, technique ou environnementaux. Une décision élémentaire de rénovation  $x$  est définie par un couple [**produit, localisation**] et conditionnée par un type d'action (remplacement de fenêtres, ou de CVC, ou isolation, ...) lié à un catalogue de **produits** (ensemble discret non ordonné). La **localisation** est un ensemble d'ensembles, décrivant les localisations de l'action. En raison du conditionnement ( $x$  | action) et des catalogues discrets, aucune distance euclidienne ne peut être calculée entre les méta-variables ce qui influe sur le choix de la méthode d'optimisation. Dans cette étude, l'optimisation par algorithme de recherche aléatoire a une convergence lente vers l'optimum, mais a l'avantage d'être insensible à la structure de l'espace de recherche (variables conditionnées ici).

### 2.2.2. Critère robuste

En optimisation, une solution Pareto-dominante est la meilleure sur au moins un des objectifs. Ces solutions non dominées forment le front de Pareto, et peuvent être classées par rang de dominance. Ici, chaque solution  $x$  est évaluée pour un scénario incertain  $U$ . Le rang de Pareto est calculé sur une statistique des objectifs obtenus  $S_U(f(x, U))$ . En rénovation énergétique, un seul scénario incertain (climat, usages, prix de l'énergie...) se réalisera *in fine*, le critère robuste retenu est la moyenne des rangs de Pareto pour chaque scénario incertain (Taurines et al. 2025, Trappler et al. 2025) :

$$S_U \left( \begin{array}{c} < \\ f(x, U) > f(x', U) \\ \equiv \end{array} \right) \quad (2)$$

Ainsi une solution ayant un bon rang moyen est robuste dans le sens où elle sera souvent performante dans les scénarios futurs.

## 2.3. CAS D'ÉTUDE

Le bâtiment à rénover est une maison individuelle (R+1 et combles perdus) de 65 m<sup>2</sup>, comprenant 6 zones occupées (1 à 3 occ.) : cuisine, salon, chambres (×2), bureau, salle de bain. Le modèle multizone implémenté dans EnergyPlus est post-traité pour estimer la consommation (rendement du système), et intègre le modèle thermoaérodynamique de ventilation naturelle pour modéliser les ouvertures de fenêtre en complément de la VMC. L'enveloppe existante (non conforme RT2000) est faiblement isolée (dalle R0.9, murs R1.4, plafond R2.4), avec un double vitrage de performance moyenne ( $U_w$  2.2 W/m<sup>2</sup>.K, SHGC 0.62), et une masse thermique modérée.

### 2.3.1. Définition des actions de travaux

Les travaux à combiner sont : (1) l'isolation des murs avec 8 isolants (épaisseurs variables pour ITI ou ITE, et soit tous les murs, soit les seules orientations N, N+O, N+E ou N+W+E) ; (2) l'isolation des combles perdus (laine de verre, laine de roche, ouate de cellulose) ou des pans toiture (2 types d'isolants) ; (3) le remplacement des fenêtres ( $\times 5$  modèles, et au choix toutes les fenêtres, ou 1<sup>er</sup> étage, ou RdC, ou N, ou S) ; et (4) la production de chaleur (modèles de 4 kW, avec au choix PAC air-eau ou eau-eau, ou chaudière gaz condensation, granulés ou radiateurs électriques).

### 2.3.2. Définition de l'espace incertain

L'**espace incertain** est défini par tirages aléatoires pour des données continues ou discrètes : 14 fichiers climatiques, 9 compositions possible du foyer (§3.2), une variation continue de  $\pm 2^\circ\text{C}$  pour les consignes de chauffage par pièces et une variation continue pour la variabilité du prix des énergies. Pour **le climat** (Mâcon, France), nous utilisons 4 années réelles (2019 à 2023, *meteo.data.gouv*), 4 années types historiques (norme ISO 15927-4 (2005) pour 4 périodes entre 1973 et 2023, *climate.onebuilding.org*),  $3 \times 2$  fichiers prospectifs (avec ou sans vague de chaleur) pour les 3 scénarios TRACC à  $+2^\circ\text{C}$ ,  $+2,7^\circ\text{C}$  et  $+4^\circ\text{C}$  [CSTB, Météo-France]. **Les taux d'inflation** des énergies sur 50 ans sont générées par des Processus Gaussiens après un apprentissage sur les valeurs réelles des 30 années précédentes, sans autre forme de validation. L'inflation pour les scénarios d'énergies atteint entre 100 et 110% sur 50 ans pour l'électricité [1,6-5,6%/an], entre 315 et 340% pour le gaz [0,5-5,9%/an] et entre 40 et 50% pour le bois [1,7-3,7%/an].

## 3. MÉTHODOLOGIE – INCERTITUDE LIÉE AUX OCCUPANTS

### 3.1. MODÈLES DE COMPORTEMENT

La **bibliographie** (Dabirian et al. 2022) distingue 4 approches : les méthodes déterministes utilisées en études règlementaires, celles par apprentissage, les probabilistes et les modèles agents. Les scénarios comportementaux générés sont tirés d'enquêtes d'emploi du temps, liées avec des études spécifiques aux enjeux étudiés. Les méthodes stochastiques s'articulent en différentes techniques se combinant pour former des scénarios dynamiques : chaînes de Markov (probabilités de transition =  $f(\text{états précédents})$ ), régressions logistiques (probabilité fixe d'évènement sans corrélation temporelle), modèles de survie (durée tirée d'une distribution représentative conservant un état continu jusqu'à épuisement), méthodes par clustering (groupement de profils types via des données observées). Chaque modèle propose une diversité d'activités issues d'études statistiques nationales, empreintes d'habitudes culturelles. **L'approche agent No-MaSS** (Chapman 2013) a été retenue pour ses modèles d'interactions avec les fenêtres et les volets bien adaptés à l'objectif de confort d'été. Fonctionnant en cosimulation *FMI* avec *Energy-Plus*, à chaque pas de temps, *No-MaSS* reçoit des variables décrivant l'environnement, calcule des probabilités d'actions par profils d'occupants, les compare à un nombre tiré aléatoirement et renvoie l'état des éléments relatifs à l'occupant vers le moteur de calculs thermiques. Le modèle décrivant des phénomènes physiques rapides exige un pas de temps inférieur à 10 minutes. La détermination de la présence et l'activité est fonction de 8 données socio-démographiques et 3 données temporelles. Les modèles d'ouvrants, d'occultations et d'éclairage fixent la probabilité de transition d'états obtenus par des expérimentations en bureaux (point faible du modèle pour notre application). Il en résulte 23 modèles désagrégés d'opération des fenêtres et 28 modèles pour les occultations. Des modèles d'équipements électriques individuels et agrégés (Sancho Tomás 2017) complètent la description des gains internes. Activités et usages sont reliés à une zone thermique déterminant l'attribution des gains internes. *NoMass*

combine un modèle agent en conjonction avec les modèles stochastiques. L'algorithme représente chaque occupant comme un "agent" autonome doté de règles propres (cadre *Belief-Desire-Intention - BDI*) capable de forcer des états face à des situations (ex : ventiler pendant la cuisson en réponse à l'accumulation d'irritants atmosphériques). Un modèle de *Q-learning* permet d'ajuster le scénario de chauffage (consigne, relance) en fonction des besoins de confort. En raison de son temps de calcul prohibitif, des scénarios déterministes sont privilégiés, leur plage spatio-temporelle est fixe et la valeur des consignes de température est régie aléatoirement dans l'espace incertain de l'optimisation.

### 3.2. CLASSEMENT DES PARAMÈTRES INCERTAINS LIÉS À L'OCCUPATION & IMPACT DES ALÉAS

#### 3.2.1. Sensibilité des paramètres de l'occupant et constitution des foyers pour l'espace incertain

Une analyse de sensibilité du modèle occupant au critère confort a été menée sur 7 paramètres sociodémographiques, et 6 paramètres BDI (relatifs aux coutumes d'intimité, de sommeil et d'aération). Les retraités et actifs potentiels ont été étudiés séparément via la méthode de Morris avec un plan de mélange à niveaux mixtes à 550 trajectoires. Pour tous les paramètres, l'écart-type est du même ordre que l'effet élémentaire, indiquant non-linéarités et interactions. Le paramètre « chômeur » présente l'effet moyen le plus élevé ( $\approx 230$  °C.h, soit 50% de la médiane), alors que les autres paramètres restent entre 5 et 30%. Les paramètres sociodémographiques dominent clairement les paramètres BDI. Les 6600 combinaisons de caractéristiques de l'occupant ont surtout permis l'identification de profils associés aux résultats extrêmes. Une concomitance des caractéristiques sociodémographiques se retrouve sur le besoin en chaud le plus faible et l'inconfort le plus élevé (et inversement) sans identification évidente pour les paramètres BDI. Sur cette base, neuf foyers semi-déterministes de 1 à 3 occupants ont été constitués en tirant aléatoirement parmi deux profils extrêmes et deux moyens, complétés aléatoirement des variables BDI et profils désagrégés fenêtres/volets afin de garantir la diversité comportementale.

#### 3.2.2. Impact de l'aléa de tirage (*Seed*)

Les simulations stochastiques d'un même modèle ne sont pas strictement reproductibles, car la génération aléatoire varie à chaque exécution, même avec des paramètres occupants identiques. La fixation d'une *seed* permet de stabiliser ces variations. La Figure 1 illustre la demande de chauffage d'un foyer aux caractéristiques fixées pour 360 tirages de *seed* et leur moyenne cumulative.

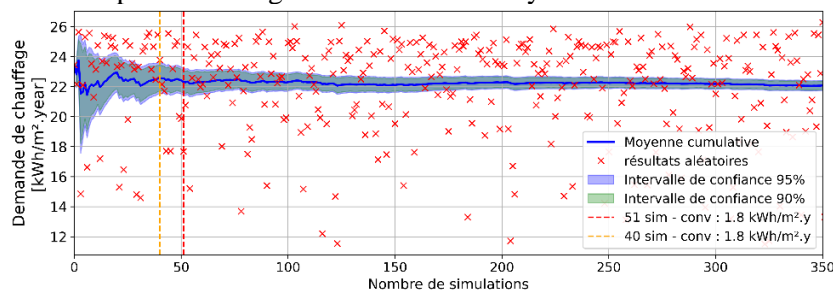


Figure 1 – Convergence de la moyenne cumulée de la demande énergétique de chauffage

Le critère de convergence retenu est une variation inférieure à 2 kWh/m<sup>2</sup>/an (pointillés). Pour la maison avant rénovation avec 1 et 2 occupants, la moyenne cumulative de 150 tirages aléatoires est calculée pour la demande énergétique et de l'inconfort thermique. La distribution du nombre de simulations nécessaire à la convergence est ensuite analysée via une méthode Bootstrap pour 150 variations. Les tests statistiques d'Agostino-Pearson ( $p > 0,05$ ) indiquent une distribution proche de la normale où 70 simulations assurent la convergence avec 90% de confiance.

## 4. RÉSULTATS

L'optimisation de la réhabilitation du cas d'étude (cf. 2.3) est étudiée ici avec 256 combinaisons aléatoires d'actions de travaux, 48 scénarios aléatoires d'incertitudes (10 répétitions aléatoires pour chacun appliquées à l'identique), soit 122 880 simulations, pour un *runtime* de  $\approx 0.35$  h /256 simulations sur un processeur *AMD EPYC 7763 64-core@ 3.2 GHz* soit 172 heures de calcul.

### 4.1. SOLUTIONS NON-DOMINÉES ASSOCIÉES À LEUR INCERTITUDE

La Figure 2 représente les points du Pareto des 3 fonctions objectifs comparées 2 à 2.

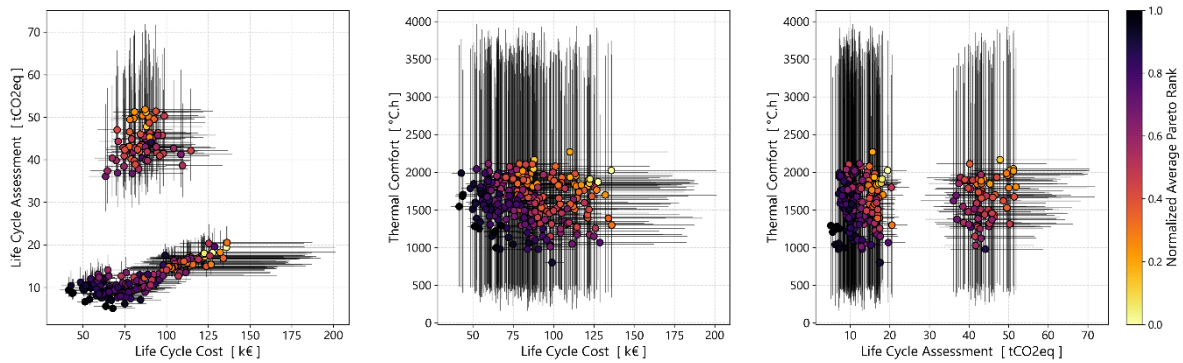


Figure 2 – Rangs de Pareto moyen normalisé et résultats sur les 3 objectifs

La médiane des scénarios incertains évalués est assortie de ses quantiles 10-90, premières notions du risque encouru. La couleur du point reflète son classement dans les rangs de Pareto normalisés (1 étant le rang dominant). Les incertitudes sont fortes : l'inconfort d'été varie de 3 580 à 2 320 °C.h, le critère carbone de 1,4 à 30,1  $t_{eq}CO_2$ , et le coût global de 11 à 98 k€. Au-delà du critère robuste (rang de Pareto moyen), une étendue minimale des fonctions objectifs normalisées, calculée par un hypervolume, peut constituer un critère de sélection des solutions optimales. Nous proposons un critère de robustesse mesurant la dispersion des performances d'une solution sous incertitude.

$$Robustesse = 0,85 \cdot Hypervolume_{NORM} + 0,15 \cdot RangParetoMoyen_{NORM} \quad (3)$$

Le choix arbitraire des pondérations a des conséquences sur le classement des solutions et devra être soumis à analyse. La Figure 3 illustre chaque solution par son rang de Pareto Moyen et son hypervolume.

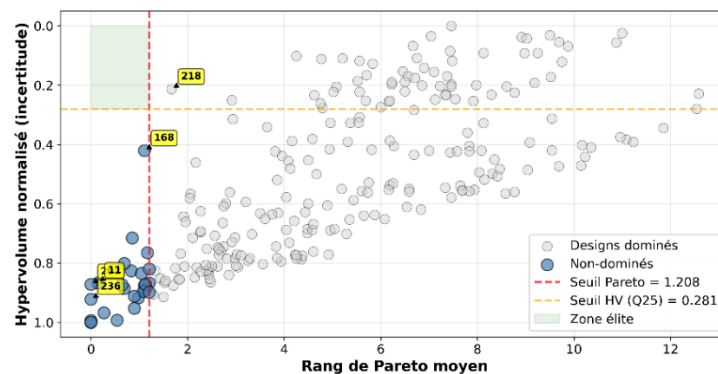
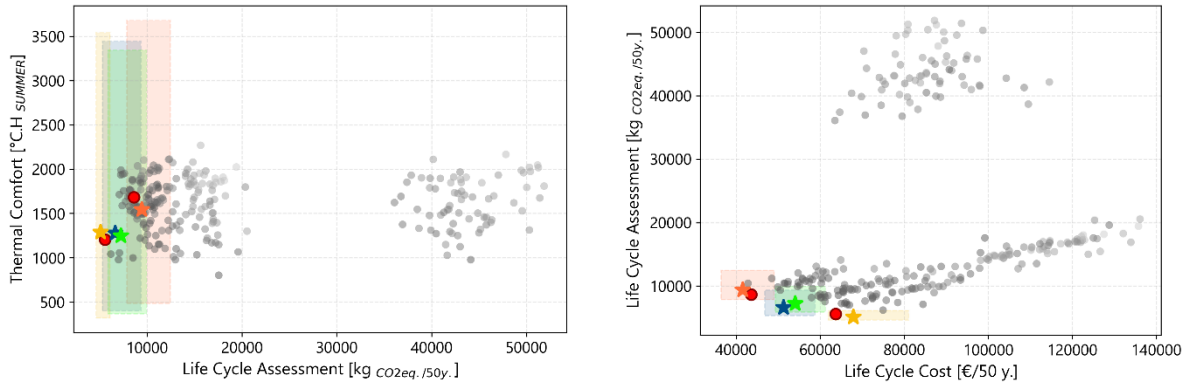


Figure 3 - Analyse de robustesse : Rang de Pareto Moyen vs Hypervolume

### 4.2. VARIABILITÉ DES 9 FOYERS POUR LES TIRAGES ALÉATOIRES MOYENNÉS

La Figure 4 permet d'apprécier les solutions optimisées sur l'ensemble des simulations : en gris toutes les valeurs médianes, les étoiles et disques sont les solutions Pareto ou relaxées (quantiles 10-90

en aire colorée). Les actions de travaux correspondantes sont contenues dans le tableau. Cette optimisation a permis d’obtenir 4 solutions non-dominées sur le critère choisi, avec des rangs de Pareto moyens pour les 256 solutions testées allant de 0 à 12,6. Nous avons arbitrairement choisi un seuil supérieur à 0 pour inclure des solutions potentiellement intéressantes dans d’autres configurations d’incertitudes. Un seuil de 1,2 sélectionne 30 solutions relaxées présentant un rang de Pareto maximal de 5 et se retrouvant entre 10 et 42 fois sur le rang non-dominé pour les 48 incertitudes comparées.



Sol.	Rempl. fenêtres	Isolation murs	Isolation rampants	Isolation combles	Rempl. CVC
20	Aucune action	isoconfort32 ITI – NEO	Aucune action	Aucune action	Chaudière bois
93	DV pvc SG - RDC	Pavawalls 115 ITE - NSEO	Aucune action	Comblissimo 305	Chaudière bois
202	Aucune action	Pavawalls 115 ITE - NEO	Aucune action	Comblissimo 305	PAC eau/eau
69	DV alu SG - N	Pavawalls 115 ITE - NSEO	FB_flex 55 Optima	Aucune action	Chaudière bois

Figure 4 – Visualisation des solutions optimales et des actions travaux correspondantes

La Figure 5 permet une meilleure appréciation des incertitudes pour l’interprétation du résultat.

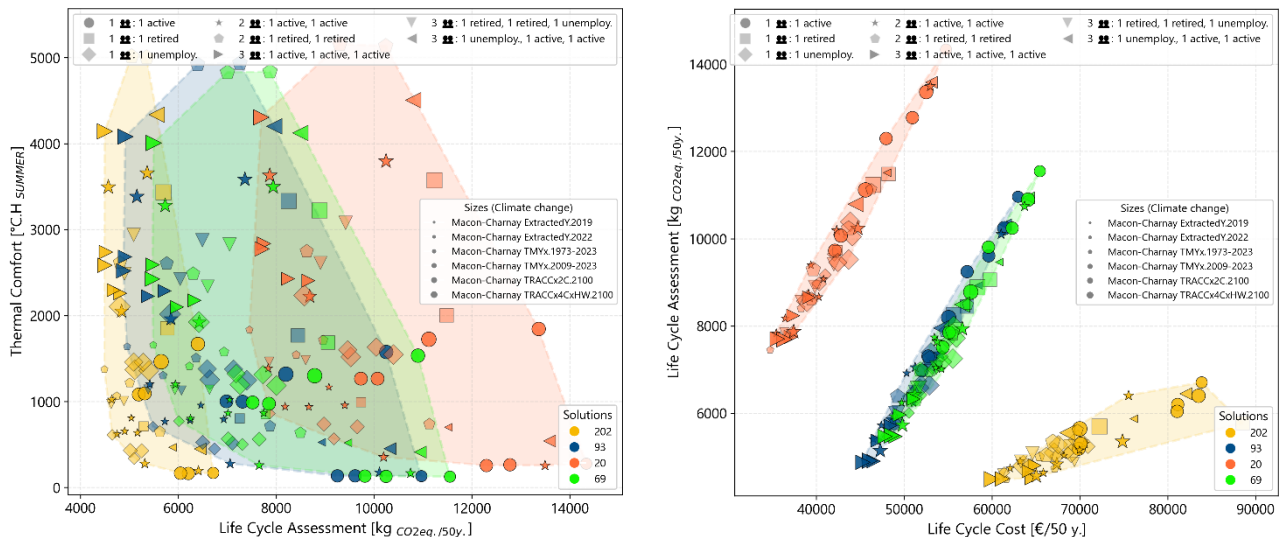


Figure 5 – Visualisation des objectifs sur les 48 scénarios incertains pour quatre solutions retenues

Les 3 solutions non dominées (20, 91, 202) et la solution relaxée dans le seuil arbitraire (69) sont présentées dans des aires regroupant les résultats des objectifs ACV/Confort et Coût Global/ACV pour nos scénarios incertains. La forme des marqueurs utilisés différencie les foyers en fonction du nombre de personnes et de leur statut d’actif, retraité ou chômeur. La taille des marqueurs permet de savoir le fichier météorologique utilisé. Pour chaque scénario, on peut ainsi distinguer que les foyers de célibataire se retrouve généralement

sur le bas de l'objectif de d'inconfort thermique, alors que les foyers de couple ou de 3 personnes sont plutôt sur un inconfort élevé. Cependant les fichiers météorologiques futurs prennent le dessus sur les configurations de foyers qui se retrouvent systématiquement en inconfort élevé. Augmenter le nombre de scénarios incertains permettrait de retrouver les combinaisons de toutes les configurations de foyers et de scénarios climatiques.

#### 4.3. CHOIX ENTRE ROBUSTESSE DE CLASSEMENT DES SOLUTIONS ET COMPORTEMENT RÉALISTE DES OCCUPANTS

L'objectif de cette analyse est d'évaluer si le nombre de répliques de simulation – c'est-à-dire la variation de la *seed* dans les modèles stochastiques – influence le classement des solutions optimisées lorsque l'on considère l'incertitude d'occupation. Pour cela, chaque solution de rénovation est simulée sous 9 typologies de foyers (scénarios d'occupation) et  $p$ , pour un nombre de *seeds* croissant. Pour 2 solutions de rénovation  $x$  et  $x'$ , nous comparons, un estimateur statistique des objectifs (coût, carbone, confort) sur les *seeds* et scénarios d'occupation puis la moyenne de leur rang de Pareto obtenu sur ces mêmes évaluations.  $\bar{f}(x)$  étant l'estimateur statistique choisi :

$$\sum_{k=1}^N (\bar{f}(x)^{(k)} - \bar{f}(x')^{(k)}) \text{ pour } k = 1 \text{ à } N \quad (4)$$

Un changement de signe révèle une inversion de classement, donc une sensibilité du classement aux répliques stochastiques et identifie le seuil minimal de tirages garantissant une stabilité. Une optimisation avec les 29 solutions optimales du §4.1 (volontairement proches), les mêmes 48 scénarios incertains et 75 répétitions de *seed* est relancée.

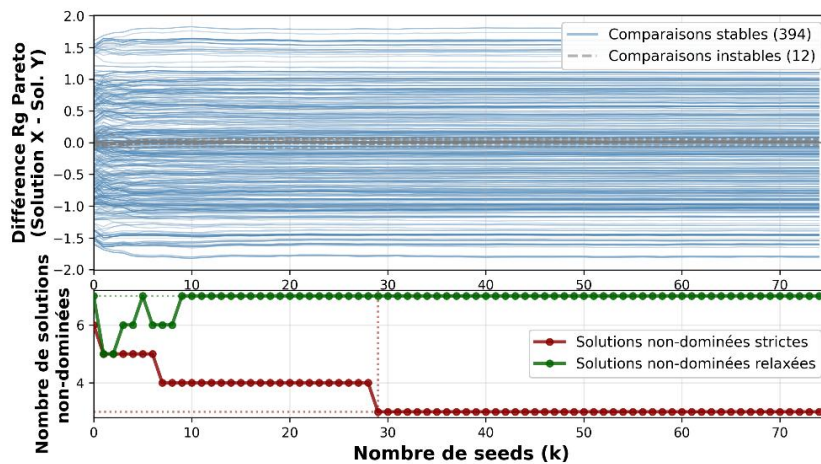


Figure 6 – Classement des solutions pour 406 combinaisons en fonction du nb de tirage de Seed

406 comparaisons des solutions une à une, avec un nombre croissant de tirages à moyenner, sont représentés en Figure 6, qui montre l'évolution des différences et du nombre de solutions en fonction du nombre de tirages de *seed*. En dessous sont affichés le nombre de solutions sans domination et celui des solutions relaxées. Le seuil fixe que plus de 97,5% des simulations incertaines soient non-dominées. Le signe alterne pour la différence des rangs de Pareto moyens pour 12/406 comparaisons (toutes les courbes en pointillés sur le graphique). Seules 5 de ces comparaisons changent encore de signes après 10 tirages de *Seed* mais la valeur absolue de ces différences est proche de 0 ( $\pm 0.1$  rang), indiquant des rangs de Pareto moyens très proches. On observe une stabilisation du nombre de comparaisons sans dominante à partir de 29 tirages de *Seed*, passant de 6 à 3. En sens inverse, les solutions relaxées (seuil

de 0,025) augmentent jusqu'au nombre de 7, contenant les solutions du tirage  $k=1$ . Pour les combinaisons de travaux et les scénarios incertains retenus, un minimum de 10 tirages garantie la sélection des meilleures solutions relaxées. 30 tirages permettent d'approcher un comportement plus diversifié des occupants et de réduire le nombre de solutions dominantes. A 75 tirages, la convergence est atteinte pour toutes les comparaisons.

## 5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Un cadre d'optimisation sous incertitudes pour la réhabilitation a été proposé, et un modèle stochastique a été implémenté pour simuler la variabilité d'occupation de 9 foyers potentiels. Nos résultats montrent que l'utilisation de la moyenne des rangs de Pareto des résultats incertains est une métrique robuste pour l'optimisation sous incertitudes. L'utilisation d'un modèle stochastique suggérerait une problématique de temps de simulation face à la répétition nécessaire des tirages aléatoires (évalué à 70 tirages en première instance). Notre méthodologie, incluant la variabilité des foyers (du climat et de l'énergie) et notre critère robuste, a prouvé que la convergence des classements est atteinte entre 10 et 30 tirages qui permet d'envisager des coûts de calcul réalistes pour l'intégration dans le processus d'optimisation. La sensibilité au choix du nombre de tirages aléatoires est limitée. Ainsi la durée des optimisations semble moins contraignante, le nombre de répétitions est propre à l'utilisateur qui fera un choix équilibré entre classement des solutions strict et garantie d'incertitudes réduites pour des solutions relaxées. En perspective il conviendra d'étudier la sensibilité du classement des solutions aux autres phénomènes incertains. Il faudra vérifier l'apport réel des modèles stochastiques face à l'utilisation de modèles d'occupation moins complexes (type déterministe) sur ce classement (El Khattabi et al. 2024). Il semble également indispensable d'incorporer un modèle spatio-temporel pour les stratégies de chauffage, car cette variable est particulièrement incertaine et son effet sur les objectifs de coût global et d'ACV, voire sur le confort d'hiver ne doit pas être minimisé.

## 6. BIBLIOGRAPHIE

- ADEME. 2025. « BâtiZoom ». [batizoom.ademe.fr](http://batizoom.ademe.fr), juin 19. Indicateurs : Consommation en énergie finale liée à l'exploitation des bâtiments tertiaires et résidentiels.
- Chapman, Jacob. 2013. « Multi-Agent Stochastic Simulation of Occupants in Buildings ». PhD Thesis, University of Nottingham.
- Chardon, Serge, Boris Brangeon, Emmanuel Bozonnet, et Christian Inard. 2016. « Construction Cost and Energy Performance of Single Family Houses: From Integrated Design to Automated Optimization ». *Automation in Construction* 70 (octobre): 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2016.06.011>.
- Dabirian, Sanam, Karthik Panchabikesan, et Ursula Eicker. 2022. « Occupant-centric urban building energy modeling: Approaches, inputs, and data sources - A review ». *Energy and Buildings* 257:
- El Khattabi, Sekaina, Gilles Fraisse, Antoine Leconte, et Simon Rouchier. 2024. « Impact of occupant behavior on optimal multi-objective solutions for the design of low-energy buildings ». *Energy and Buildings* 317 (août): 114371. [doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114371](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114371).
- Lavaud, C., R. Le Lan, et J.-P. De Palmas. 2025. « Un quart des ménages vivent dans un logement en sous-occupation très accentuée ». *Insee Première*, n° n°2064 (juillet). [www.insee.fr/fr/statistiques/8606928#onglet-2](http://www.insee.fr/fr/statistiques/8606928#onglet-2).
- Sancho Tomás, Ana. 2017. « Integrated Modelling of Electrical Energy Systems for the Study of Residential Demand Response Strategies ». PhD Thesis, University of Nottingham.
- Taurines Kevin, Le Riche Rodolphe, Brangeon Boris, Doya Maxime. "Multiobjective Optimization With Uncertainties and Discrete Meta-Variables : The Case Of Building Energy Refurbishment". Math to Product (M2P) Conference, Jun 2025, Valence, Spain. HAL document (hal-05129021)
- Trappler, Victor, Céline Helbert, et Rodolphe Le Riche. 2025. « Multiobjective Optimization under Uncertainties using Conditional Pareto Fronts ». working paper or preprint Hal-04994978.