



**HAL**  
open science

# Développement d'une méthodologie pour la garantie de performance énergétique en réhabilitation basée sur la régression quantile

Simon Ligier, Patrick Schalbart, Bruno Peuportier

## ► To cite this version:

Simon Ligier, Patrick Schalbart, Bruno Peuportier. Développement d'une méthodologie pour la garantie de performance énergétique en réhabilitation basée sur la régression quantile. IBPSA France, May 2018, Bordeaux, France. hal-01982635

**HAL Id: hal-01982635**

**<https://hal.science/hal-01982635v1>**

Submitted on 15 Jan 2019

**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.

# Développement d'une méthodologie pour la garantie de performance énergétique en réhabilitation basée sur la régression quantile

Simon Ligier\*<sup>1</sup>, Patrick Schalbart<sup>1</sup>, Bruno Peuportier<sup>1</sup>

<sup>1</sup> MINES ParisTech, PSL Research University CES - Centre d'efficacité énergétique des systèmes 60 Bd St Michel 75006 Paris, France

\* [simon.ligier@mines-paristech.fr](mailto:simon.ligier@mines-paristech.fr)

---

*RESUME. La garantie de performance énergétique (GPE) vise à favoriser le financement de projets de réhabilitation mais est limitée par la fiabilité des prévisions de consommations. La méthodologie proposée est basée sur l'exploitation statistique de données issues de simulations, selon une approche Monte-Carlo reposant sur la définition des incertitudes sur les paramètres du modèle de bâtiment et sur la génération de sollicitations stochastiques représentatives de données météorologiques et d'usage. L'originalité de cette méthodologie réside dans l'intégration de l'impact des incertitudes liées à l'étape de mesure et vérification (M&V) en amont de l'engagement et sur la méthode de régression quantile permettant l'expression d'une limite garantie de consommations associée à un risque. Celle-ci est appliquée à un projet de réhabilitation d'un bâtiment de logements collectifs pour lequel un engagement sur la diminution des consommations énergétiques de chauffage est pris. Une dépendance aux facteurs d'ajustement du gain relatif garanti, pour un risque de défaut donné, est notamment constatée.*

*MOTS-CLÉS : garantie de performance énergétique, mesure & vérification, analyse des incertitudes et variabilités*

---

*ABSTRACT. Energy Performance Contracting (EPC) aims at promoting refurbishment funding but its development is constrained by consumption forecasting reliability. The methodology presented in this article is based on a statistical study of a Monte-Carlo analysis including the description of model inputs' uncertainties, and on the modelling of dynamic loads variability. The impact of measurement uncertainties during the verification period is integrated into the methodology and a risk model is provided by a quantile regression method. It allows the joint determination of a guaranteed consumption limit and the failure risk of this commitment. A case study is presented in which a guaranteed relative gain on heating energy consumption is provided after a residential building refurbishment. The variation of the expected percentage gain according to adjustment factors values is studied.*

*KEYWORDS : energy performance contracting, measurement & verification, uncertainty and variability analysis*

---

## 1. INTRODUCTION

Les objectifs de réduction des émissions de gaz à effet de serre s'appuient sur une forte diminution des consommations énergétiques dans les bâtiments. Celle-ci repose sur la conception de bâtiments neufs à haute performance énergétique mais aussi sur la rénovation du parc immobilier existant. Les exigences de moyen prévues par la réglementation tendent à s'accompagner d'exigences de résultats sur les consommations énergétiques effectives suite aux travaux. Ceci s'explique par l'analyse de nombreux retours d'expérience faisant état de performances réelles non conformes aux prévisions réalisées lors des projets d'amélioration de la performance énergétique. La garantie de performance énergétique (GPE) repose sur l'engagement de l'entreprise de construction ou de service énergétique sur des consommations énergétiques après travaux. Ce mécanisme permet au maître d'ouvrage de

sécuriser un coût d'exploitation et donc le retour sur investissement lié à la rénovation. La GPE peut ainsi permettre une massification des réhabilitations. La concrétisation de ce type d'engagement constitue un verrou scientifique et doit s'appuyer sur une analyse fine du bâtiment à rénover et des performances attendues. Dans cet article, une méthodologie basée sur l'exploitation de résultats de simulation énergétique dynamique (SED) et sur des mesures réalisées en exploitation est présentée.

## 2. PROPAGATION DES INCERTITUDES ET VARIABILITES

### 2.1. ANALYSES DE SENSIBILITE ET D'INCERTITUDES

La littérature scientifique souligne les limitations des outils de simulation pour répondre à un objectif de prévisions des consommations énergétiques futures d'un bâtiment (van Dronkelaar et al., 2016). Une des solutions mises en avant pour répondre à cette problématique est de passer d'une approche de modélisation déterministe à une approche probabiliste. Les nombreux paramètres géométriques, physiques et techniques du modèle ne sont ainsi plus spécifiés avec une valeur unique mais décrits selon des lois de probabilité. Des méthodes d'analyse de sensibilité permettent d'identifier les paramètres dont l'incertitude a le plus d'influence sur la variabilité des sorties d'intérêt de la simulation. La spécification des fonctions de densité de probabilité est ainsi concentrée sur les paramètres influents, les autres pouvant être considérés selon une valeur unique, diminuant ainsi la dimension de l'espace de variation des entrées statiques du modèle.

### 2.2. MODELISATION STOCHASTIQUE DU COMPORTEMENT DES OCCUPANTS

Les modèles de SED nécessitent aussi un ensemble de paramètres d'entrée dits dynamiques. Ces sollicitations temporelles décrivent notamment l'influence des usagers des bâtiments. Des scénarios d'occupation, de puissance dissipée, de température de consigne, de puisages d'ECS sont ainsi nécessaires. L'approche communément utilisée en SED est de considérer des scénarios moyens ou réglementaires dont les sollicitations réelles en exploitation seront potentiellement très éloignées. L'influence du comportement des occupants a été étudié par pour des logements et des bureaux (Haldi et Robinson, 2011). Différents travaux s'intéressent à la modélisation stochastique du comportement des occupants. Vorger et al. (2014) s'appuient sur des enquêtes statistiques françaises pour construire un modèle probabiliste générant des sollicitations statistiquement représentatives pour la SED.

### 2.3. VARIABILITE DES CONDITIONS METEOROLOGIQUES

Les conditions météorologiques constituent aussi des sollicitations temporelles très influentes sur la variabilité des consommations énergétiques (Hong et al., 2013). Afin de prendre en compte leur variabilité naturelle, un modèle de génération de données météorologiques a été développé (Ligier et al., 2017). Des séries temporelles météorologiques de température extérieure et de rayonnement horizontal global et diffus sont synthétisées à partir d'un jeu de données uniques correspondant aux données types de la zone géographique étudiée. Le modèle décrit l'autocorrélation temporelle de chaque série et l'intercorrélacion les liant. Des ensembles de données aléatoires et statistiquement représentatives sont créés et utilisés en entrée du logiciel de simulation du bâtiment.

### 2.4. SIMULATION DU MODELE PHYSICO-PROBABILISTE

La méthodologie présentée dans cet article repose donc dans un premier temps sur la simulation du modèle physico-probabiliste complet comprenant le modèle thermique du bâtiment, l'ensemble des fonctions de densité de probabilité des paramètres statiques influents et les modèles de génération

stochastique des sollicitations temporelles. Des tirages aléatoires sont effectués dans ces ensembles permettant la réalisation d'un grand nombre de simulations (approche Monte-Carlo). Cette propagation des incertitudes (des paramètres statiques) et variabilités (des sollicitations dynamiques non prévisibles), dite PIV, fournit en sortie une distribution statistique des grandeurs d'intérêt, et notamment des consommations énergétiques. La méthodologie pour la définition d'éléments contractuels pour la GPE repose sur l'analyse de cet ensemble de résultats de simulation.

### 3. ENGAGEMENT POUR LA GPE

#### 3.1. FACTEURS D'AJUSTEMENT

Dans les contrats de GPE, un processus d'ajustement est fréquemment considéré. Il vise à isoler l'influence de phénomènes dont on souhaite s'affranchir dans la prise de risque liée à l'engagement de GPE. Certains éléments influents ne sont en effet pas liés à la qualité du bâtiment, à sa performance énergétique ou à son exploitation, sur lesquels porte la garantie. Des facteurs d'ajustement (FA), caractérisant ces phénomènes liés aux sollicitations de l'ouvrage – les conditions météorologiques et le comportement des usagers – sont définis. Les FA, permettant la contextualisation de l'exploitation du bâtiment, seront mesurés et pris en compte dans le processus de vérification de la performance.

#### 3.2. MODELE DE REFERENCE AVANT TRAVAUX

En rénovation, l'engagement de GPE porte fréquemment sur une diminution des consommations énergétiques par rapport à la situation avant travaux. L'IPMVP (EVO, 2012) décrit le principe de comparaison des consommations d'exploitation du bâtiment rénové avec les consommations hypothétiques du bâtiment avant rénovation dans les conditions observées en exploitation. Afin d'estimer ces dernières, il est nécessaire de définir un modèle liant les consommations énergétiques du bâtiment initial aux FA considérés. Ce modèle peut être déterminé à partir de données historiques si elles sont connues, ou grâce à un modèle de SED, si possible calibré avec des données réelles.

Ainsi, à partir d'une propagation des incertitudes et variabilités effectuée sur le modèle d'un bâtiment avant travaux, la régression linéaire multiple fournit un modèle de l'espérance sur les consommations énergétiques en fonction de facteurs d'ajustement. Connaissant la valeur des FA et consommations en exploitation ( $FA_{obs}, C_{obs}$ ), il est possible de déterminer la consommation théorique avant travaux ( $C_{pre}$ ) associée à ces conditions et donc d'établir un gain relatif  $GR_{obs}$  par rapport à cette valeur de référence.

$$GR_{obs} = [C_{pre}(FA_{obs}) - C_{obs}] / C_{pre}(FA_{obs}) \quad (1)$$

#### 3.3. INFLUENCE DES INCERTITUDES DE M&V

La vérification de l'engagement de GPE nécessite la mesure des FA et des consommations énergétiques. Une incertitude de mesure est associée aux capteurs et les valeurs relevées sont donc entachées d'une possible erreur de mesure. Ces erreurs font courir un risque supplémentaire de non-respect de l'engagement qui doit être intégré à la méthodologie globale. L'approche de modélisation probabiliste du bâtiment vise à créer un modèle statistique pour lequel la réalité d'exploitation pourrait être considérée comme une réalisation aléatoire. On constate cependant que la connaissance des conditions d'exploitation effectives est entachée d'une erreur de mesure et l'on propose donc, pour conserver cette équivalence entre simulation et réalité de réaliser des mesures virtuelles des résultats de simulation, de considérer une erreur supplémentaire liée à la mesure, sur les sorties d'intérêt du modèle. Ainsi, à partir du plan de mesure associé aux FA retenus et donc des capteurs associés, des

fonctions de densité de probabilité sont établies, décrivant la plage d'incertitude des grandeurs d'intérêt, des FA et des consommations, à partir des standards scientifiques (EVO, 2012). Pour chaque simulation, des tirages sont réalisés, déterminant une erreur de mesure virtuelle. Ces résultats de simulation bruités sont par la suite considérés pour établir le niveau d'engagement de la GPE.

### 3.4. MODELE DE RISQUE APRES TRAVAUX

#### 3.4.1. La régression quantile

La détermination d'un gain relatif minimal associé à un risque  $\alpha$  de non-respect de cette valeur repose sur l'étude statistique des résultats issus des simulations énergétiques. Afin de caractériser le risque de défaut, le quantile de la distribution des consommations énergétiques est étudié. La fonction de répartition  $F_Y$  de la variable de sortie  $Y$ , la consommation énergétique, est définie comme :

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) \quad (2)$$

Le quantile d'ordre  $\tau$  ( $\tau = 1 - \alpha$ ) est alors :

$$q_\tau(Y) = F_Y^{-1}(\tau) \quad (3)$$

La régression quantile (Koenker, 2005) est une méthode de régression permettant de définir un modèle linéaire liant les quantiles de la grandeur d'intérêt connaissant les valeurs des variables explicatives  $X$  (les FA dans notre cas) :

$$q_\tau(Y|X) = X\beta_\tau + \varepsilon \quad (4)$$

où  $\varepsilon$  désigne le vecteur des résidus. L'estimateur  $\widehat{\beta}_\tau$  du vecteur  $\beta_\tau$  de la régression quantile est :

$$\widehat{\beta}_\tau = \underset{\beta \in \mathbb{R}^p}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(Y_i - X_i \beta) \quad (5)$$

avec  $\rho_\tau$  une fonction test définie par :

$$\rho_\tau(u) = \begin{cases} \tau \cdot u & \{u \geq 0\} \\ (\tau - 1) \cdot u & \{u < 0\} \end{cases} \quad (6)$$

On définit la limite garantie de consommation énergétique,  $LGC_\alpha$ , comme le quantile conditionnel de la distribution des consommations d'énergie. Ainsi qu'indiqué dans l'équation ci-dessous, on l'exprime par rapport au taux d'accroissement des FA par rapport à une valeur de référence arbitraire à définir. Les coefficients du modèle sont ainsi adimensionnalisés :

$$LGC_\alpha = \beta_0 + \sum_{i=0}^n \beta_i \cdot \frac{FA_i - FA_{i,ref}}{FA_{i,ref}} \quad (7)$$

La Figure 1 illustre la construction des modèles de régression dans un cas monodimensionnel où un FA, les degrés heures  $DH_{18}$  est considéré parmi deux jeux de 1000 simulations pre- et post-rénovation. On constate la différence entre les pentes des modèles  $C_{pre}$  et  $LGC_{5\%}$ .

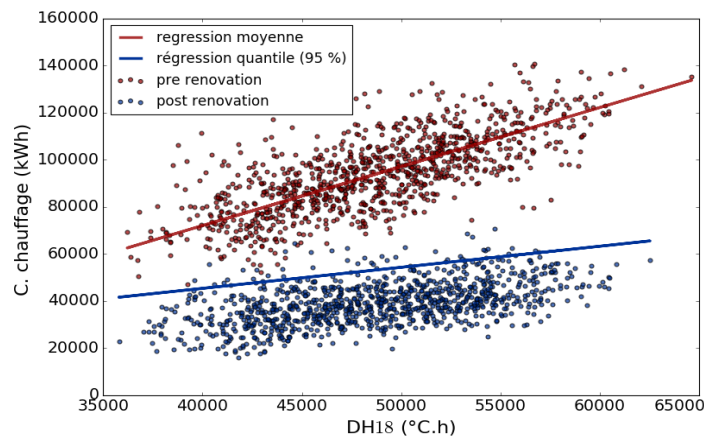


Figure 1 : Distribution des consommations énergétiques de chauffage pré- et post-rénovation

### 3.4.2. Engagement relatif

On s'intéresse au gain relatif attendu par rapport à la consommation de référence avant travaux. À partir du modèle de référence et de la  $LGC_\alpha$  on définit le gain relatif minimal pour un risque  $\alpha$ ,  $GR_\alpha$  :

$$GR_\alpha(FA) = [C_{pre}(FA) - LGC_\alpha(FA)] / C_{pre}(FA) \quad (8)$$

On souhaite comparer cette grandeur au gain global  $GR_{\alpha, glob}$  qui désigne le quantile de la distribution des gains relatifs associés à chaque résultat de simulation  $C_{post,s}$ .

$$GR_{\alpha, glob} = q_\tau([C_{pre}(FA_s) - C_{post,s}] / C_{pre}(FA_s)) \quad (9)$$

Ces deux informations sont des variables pertinentes pour définir un engagement sur l'amélioration de performance énergétique suite à une rénovation.  $GR_\alpha$  permet de prendre en compte la variabilité du gain attendu, avec un risque donné de défaut, en fonction des conditions d'exploitation décrites par les facteurs d'ajustement. La méthodologie complète permettant l'expression d'un gain relatif garanti suite à des rénovations va maintenant être appliquée à un cas d'étude.

## 4. RESULTATS

### 4.1. CAS D'ETUDE

Le projet étudié concerne la rénovation d'un bâtiment R+3 de 1048 m<sup>2</sup>, composé de 16 appartements. La réhabilitation porte sur l'amélioration de l'isolation et de l'étanchéité de l'enveloppe et un changement des systèmes de chauffage, de ventilation et de production d'ECS. Le bâtiment est modélisé dans le logiciel de SED *Pléiades*+COMFIE et divisé en 17 zones thermiques correspondant à chaque appartement et aux parties communes, comme décrit à la Figure 2. On souhaite s'engager sur une diminution de la consommation énergétique de chauffage. Deux modèles sont réalisés correspondant aux situations avant rénovation et à la configuration prévue après travaux.

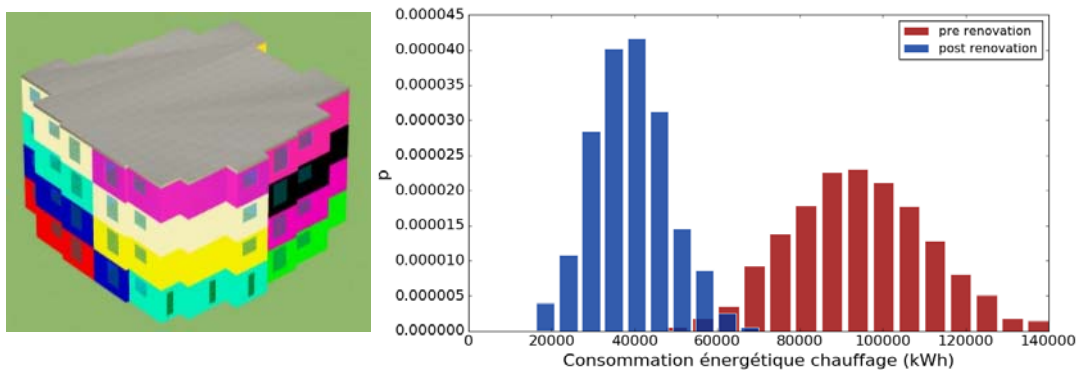


Figure 2 : Modèle 3D Pléiades du bâtiment et des zones thermiques (gauche) et distribution des consommations énergétiques de chauffage pré- et post-rénovation (droite)

### 4.2. MODELISATION DES INCERTITUDES ET VARIABILITES

Des fonctions de densité de probabilités associées aux paramètres statiques incertains des modèles sont considérées. Elles concernent les caractéristiques des parois, des menuiseries, les ponts thermiques et infiltrations, les débits de ventilation. Du fait du manque d'informations, des lois uniformes sont considérées. Les bornes choisies sont décrites dans le tableau 1. Le nombre d'éléments concernés est inscrit entre parenthèses pour les modèles pré- et post-rénovation quand ils diffèrent, donnant une idée de la dimensionnalité de la propagation d'incertitude. Une variabilité météorologique fournie par le modèle de génération stochastique présenté ci-dessus est considérée à partir du fichier météo type de Mâcon.

Paramètres communs	Borne inf.	Borne sup.
conductivité matériaux (4-8)	- 5 %	+ 5%
masse volumique matériaux (4-8)	- 1 %	+ 1 %
chaleur spécifique matériaux (4-8)	- 5 %	+ 5%
épaisseur matériaux dans parois (10-12)	+ 1 cm	- 1 cm
hauteur-largeur parois (4-5)	- 1 %	+ 1 %
facteur solaire vitrages (3)	- 5 %	+ 5%
conductivité vitrages (3)	- 5 %	+ 5%
hauteur-largeur vitrages (3)	- 1 %	+ 1 %
ponts thermiques linéiques (6-5)	- 10 %	+ 10 %
ponts thermiques menuiseries (2)	- 10 %	+ 10 %
infiltrations (17)	- 10 %	+ 10 %
scénario de ventilation (1)	- 5 %	+ 5%
rendement chauffage (1)	90 %	100 %

Tableau 1 : Bornes des lois de distribution uniformes considérées pour les paramètres incertains des modèles SED pré- et post-rénovation

Le modèle de variabilité stochastique des comportements des occupants est utilisé, renseigné des données disponibles : nombre de personnes par appartement et statut de locataire. Les propagations des incertitudes et variabilité (PIV) pré- et post-travaux (deux fois 1000 simulations) fournissent une répartition des consommations de chauffage représentée sur la Figure 2.

#### 4.3. FACTEURS D'AJUSTEMENT ET PLAN DE MESURES

Des facteurs d'ajustement permettant une contextualisation de l'engagement de GPE sont définis. L'impact de la température extérieure, des températures de consigne et des consommations d'électricité spécifique est considéré à travers trois facteurs d'ajustement : les degrés-heures à base 18 sur la saison de chauffe ( $DH_{18}$ ), la température intérieure moyenne dans les appartements sur la saison de chauffe ( $\bar{T}_{int}$ ) et la consommation électrique sur la saison de chauffe ( $E_{elec}$ ). Ces éléments ont été mesurés sur ce bâtiment durant la première année d'exploitation (Enertech, 2013). Les incertitudes de mesure sont définies dans le tableau 2.

Grandeur mesurée	incertitude
Consommation chauffage (kWh)	+/- 5 %
$DH_{18}$ (°C.h)	+/- 5 %
$E_{elec}$ (kWh)	+/- 2 %
$\bar{T}_{int}$ (°C)	+/- 0,125 °C

Tableau 2 : Incertitudes sur la mesure des grandeurs d'intérêt

Pour les valeurs de FA et de consommations associées à chaque simulation post-rénovation, des tirages aléatoires d'erreurs de mesure sont réalisés dans des lois normales tronquées. Ces erreurs, correspondant à la mesure virtuelle des situations simulées, modifient les résultats de simulation.

#### 4.4. MODELES POUR LA GPE

L'exploitation des résultats de simulation avant travaux permet d'obtenir par régression linéaire multiple l'espérance conditionnelle de la consommation de chauffage ( $C_{pre}$ ) en fonction des FA. Ce modèle, qui n'a pas été calibré dans ce cas d'étude, constitue la référence du calcul des gains relatifs :

$$C_{pre} = 9,43.10^4 + \left[ 1,44.10^5 * \left( \frac{DH_{18}}{DH_{18-ref}} - 1 \right) + 1,99.10^4 * (\bar{T}_{int} - \bar{T}_{int-ref}) - 3,26.10^4 * \left( \frac{E_{elec}}{E_{elec-ref}} - 1 \right) \right] (10)$$

avec  $DH_{18-ref} = 48700$  °C.h,  $\bar{T}_{int-ref} = 18,3$ °C et  $E_{elec-ref} = 38600$  kWh

Le quantile global  $GR_{\alpha-glob}$  des écarts relatifs correspondant aux résultats de simulation (9) est de 55,4 % et la moyenne de 64,2 %. Il constitue une valeur moyennée du quantile des gains relatifs sur l'ensemble du domaine des FA, dont la distribution est présentée à la Figure 3.

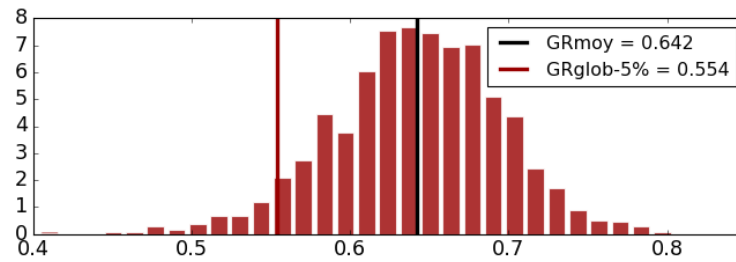


Figure 3 : Distribution des écarts relatifs entre les simulations post-travaux et les consommations de référence avant travaux associées

À partir des résultats de la PIV post-rénovation, la régression quantile fournit le modèle du quantile conditionnel de la consommation énergétique de chauffage à 5 % de risques de défaut ( $LGC_{5\%}$ ) :

$$LGC_{5\%} = 3,61 \cdot 10^4 + \left[ 6,75 \cdot 10^4 * \left( \frac{DH_{18}}{DH_{18-ref}} - 1 \right) + 1,56 \cdot 10^4 * (\bar{T}_{int} - \bar{T}_{int-ref}) - 3,42 \cdot 10^4 * \left( \frac{E_{elec}}{E_{elec-ref}} - 1 \right) \right] \quad (11)$$

On constate que les coefficients sont différents par rapport au modèle de référence, la dépendance à  $DH_{18}$  et à  $\bar{T}_{int}$  étant plus faible et celle à  $E_{elec}$  plus forte. Le gain relatif  $GR_{\alpha}$  est défini selon l'équation (8). La Figure 4 présente l'évolution de  $GR_{\alpha}$  en fonction de chaque FA, les autres étant considérés à leurs valeurs de référence. Le gain relatif garanti pour un risque de 5 % varie de manière importante en fonction des valeurs de FA, de 40 à 80 %, avec une forte dépendance à la température intérieure moyenne en particulier.

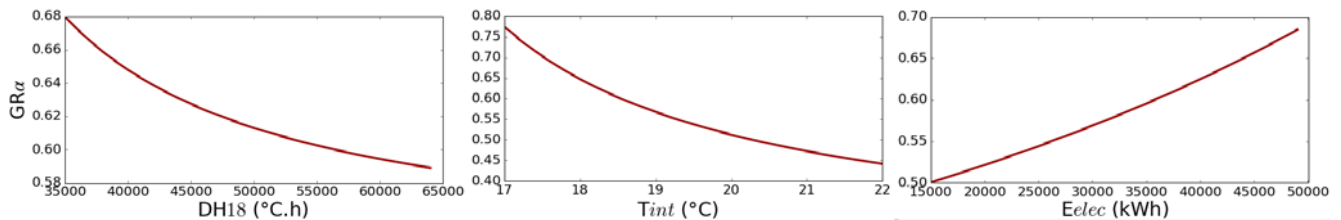


Figure 4 : Variation du gain relatif garanti en fonction des facteurs d'ajustement

#### 4.5. MESURE ET VERIFICATION

Les mesures effectuées dans le bâtiment durant la première année d'exploitation suivant la rénovation permet de mener à son terme le processus de M&V et de tester l'engagement de GPE. Le tableau 3 présente les valeurs de consommation de chauffage et des FA relevées durant la saison de chauffe.

$DH_{18}$ (°C.h)	55 368
$E_{elec}$ (kWh)	19681
$\bar{T}_{int}$ (°C)	22,9
Consommation chauffage (kWh)	64700

Tableau 3 : Résultats de mesure durant la première année d'exploitation

Des températures intérieures en saison de chauffe très élevées sont constatées ainsi que de faibles consommations d'électricité spécifiques et des températures hivernales plutôt froides. Le gain relatif garanti ajusté est ainsi de 39,6 %. Le gain réel mesuré est de 70,7 %, et satisfait donc largement à l'engagement.



## 5. CONCLUSION

La méthodologie présentée repose sur la simulation d'un modèle physico-probabiliste décrivant le bâtiment étudié, l'incertitude de ses paramètres et la variabilité de ses sollicitations. L'expression d'une valeur limite garantie de consommation énergétique post-travaux, associée à un risque de non-respect de cet engagement, est rendue possible par l'application d'une méthode de régression quantile appliquée à un ensemble de données : la grandeur d'intérêt (consommations de chauffage) et des variables explicatives (facteurs d'ajustement). Ces données intègrent l'impact des incertitudes de mesure par le moyen du tirage aléatoire d'erreurs de mesure virtuelles obtenues grâce à la définition préalable du plan de mesure. La variation du gain relatif attendu, pour un risque donné, en fonction des facteurs d'ajustement a été mise en évidence, et sa prise en compte dans les contrats de GPE doit être envisagée.

## 6. PERSPECTIVES

Afin de caractériser de manière plus précise le risque de défaut des performances garanties, la robustesse du modèle linéaire fourni par la régression quantile peut être étudié, et notamment la variance des coefficients estimés. Une méthode de *bootstrap* peut ainsi permettre de calculer l'écart-type de la limite garantie de consommations de référence et donc du gain relatif garanti

### Remerciements :

Ce travail a été supporté par la chaire Paristech-VINCI *Eco-conception des ensembles bâtis et des infrastructures*.

## 7. BIBLIOGRAPHIE

- Enertech, 2013. Immeuble d'habitation, rue Vignettes, FEYZIN (69) Campagne de mesures des performances énergétiques avant/après rénovation. 2013. S.l. : s.n.
- EVO, 2012. International Performance Measurement and Verification Protocol. Vol. 1. 2012. S.l. : s.n.
- Haldi, F. et D. Robinson, 2011. The impact of occupants' behaviour on building energy demand. In : Journal of Building Performance Simulation. 2011. Vol. 4, n° 4, p. 323-338.
- Hong, T., W.-K. Chang et H.-W. Lin, 2013. A fresh look at weather impact on peak electricity demand and energy use of buildings using 30-year actual weather data. In : Applied Energy. novembre 2013. Vol. 111, p. 333-350. DOI 10.1016/j.apenergy.2013.05.019.
- Koenker, R., 2005. Quantile Regression. S.l. : Cambridge University Press. Econometric Society Monographs Series.
- Ligier, S., M. Robillart, P. Schalbart et B. Peuportier, 2017. Energy Performance Contracting Methodology Based upon Simulation and Measurement. In : Building Simulation 2017 [en ligne]. San Francisco : s.n. 2017. p. 10.
- van Dronkelaar, C., M. Dowson, C. Spataru et D. Mumovic, 2016. A Review of the Regulatory Energy Performance Gap and Its Underlying Causes in Non-domestic Buildings. In : Frontiers in Mechanical Engineering
- Vorger, E., P. Schalbart et B. Peuportier, 2014. Integration of a comprehensive stochastic model of occupancy in building simulation to study how inhabitants influence energy performance. In : Proceedings PLEA 2014. Ahmedabad (India) : s.n. décembre 2014. p. 8.