HAL
open science

Développement d'une méthode de méta modélisation des consommations énergétiques des bâtiments en fonction des facteurs d'usages et d'exploitation pour la garantie de résultat énergétique

Aymeric Novel

To cite this version:

Aymeric Novel. Développement d'une méthode de méta modélisation des consommations énergétiques des bâtiments en fonction des facteurs d'usages et d'exploitation pour la garantie de résultat énergétique. Génie civil. Université de La Rochelle, 2019. Français. NNT : 2019LAROS001 . tel-02159435

HAL Id: tel-02159435

https://theses.hal.science/tel-02159435

Submitted on 18 Jun 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.

UNIVERSITÉ DE LA ROCHELLE

Thèse de doctorat

Présentée par

Aymeric NOVEL

pour l'obtention du grade de Docteur de l'Université de La Rochelle

Ecole doctorale EUCLIDE

Spécialité : énergétique et thermique

Soutenue le 7 janvier 2019

Développement d'une méthode de méta modélisation des consommations énergétiques des bâtiments en fonction des facteurs d'usages et d'exploitation pour la garantie de résultat énergétique

---

JURY :

Bruno PEUPORTIER	Directeur de Recherche, Mines Paris-Tech	Rapporteur
Etienne WURTZ	Directeur de Recherche, CEA-LITEN	Rapporteur
Antoine CAUCHETEUX	Ingénieur-chercheur, CEREMA Ouest	Examinateur
Stéphanie DEROUINEAU	Ingénieur de recherche, CSTB	Examinatrice
Servando ALVAREZ	Professeur, Université de Séville	Examinateur
Francis ALLARD	Professeur, Université de La Rochelle	Co-directeur de thèse
Patrice JOUBERT	Professeur, Université de La Rochelle	Co-directeur de thèse
Michel RAOUST	Gérant du BET TERAO	Invité

Résumé

Le secteur du bâtiment est l'un des principaux leviers d'action de réduction des émissions de gaz à effet de serre, à l'échelle mondiale et la maîtrise des consommations énergétiques de ce secteur est aujourd'hui nécessaire. En France, un cadre réglementaire a été développé et a permis d'améliorer les performances intrinsèques des bâtiments, à savoir des caractéristiques techniques du bâti et des systèmes techniques. Toutefois, la réglementation définit une performance conventionnelle, et non réelle, et ne couvre qu'un périmètre partiel des postes de consommation. A mesure que les performances intrinsèques des bâtiments s'améliorent, les usages énergétiques non réglementés, que nous associons à une notion d'intensité énergétique des usages, prennent de plus en plus d'importance dans le bilan des consommations des bâtiments. De plus, les bâtiments performants font apparaître des problèmes au niveau de l'exploitation des installations. Ces tendances, couplées au fait que la taille du parc immobilier augmente constamment, font que les consommations d'énergie du secteur du bâtiment n'ont au final que peu baissé dans l'absolu (ADEME, 2015 ; INSEE, 2017). La garantie de performance énergétique est un cadre adapté à la maîtrise des consommations réelle. Sa mise en application a rencontré un certain succès en termes de résultats. Toutefois, son application est limitée lorsque les conditions réelles de fonctionnement ou d'utilisation du bâtiment ont un impact trop important sur la consommation énergétique. Ces constats nous permettent d'affirmer qu'il est aujourd'hui important de proposer un cadre pour le suivi et l'optimisation de la sobriété énergétique des usages et l'exploitation performantes, qui sont devenus des leviers d'action incontournables pour la maîtrise des consommations énergétiques réelles des bâtiments.

Pour répondre à cette problématique, cette thèse propose d'élaborer une méthode composée de deux volets. Dans un premier temps, nous développons des modèles polynomiaux de prédiction de la consommation énergétique tous usages en fonction des facteurs caractérisant l'intensité d'usage, la qualité d'usage et la qualité d'exploitation. Pour parvenir à cet objectif, nous utilisons le logiciel EnergyPlus afin de réaliser les simulations énergétiques dynamiques (SED) puis mettons en œuvre la méthode des plans d'expérience D-optimaux. Afin de s'assurer que les facteurs adéquats ont tous été pris en compte, nous avons constitué une base de données des facteurs potentiellement influents sur les consommations d'énergie en phase exploitation. Enfin, nous avons établi une méthode permettant de déterminer la structure a priori du modèle polynomial donnant les règles adéquates pour le regroupement des espaces et des facteurs, permettant de rechercher l'optimum entre précision du modèle et temps de calcul. Dans un deuxième temps, nous utilisons les données mesurées en exploitation dans le cadre de la mesure et de la vérification de la performance énergétique, associées à une incertitude concernant leur valeur, pour effectuer, avec un faible temps de calcul, une propagation des incertitudes sur les consommations d'énergie calculées. Combiné à l'incertitude de modélisation représentant l'écart entre le modèle polynomial et la simulation énergétique dynamique, nous pouvons déterminer l'incertitude globale sur les consommations énergétiques et il est alors possible d'identifier les pistes pour la réduire, permettant ainsi un meilleur suivi et encadrement de la consommation énergétique réelle.

La méthode a été appliquée à un modèle de plateau de bureaux, représentatif d'un immeuble aux performances intrinsèques supérieures aux exigences RT2012 ainsi qu'à un bâtiment en exploitation, beaucoup plus complexe, la Fondation Louis Vuitton. Pour le modèle type de plateau de bureaux, l'erreur de modélisation a été calculée pour un modèle de besoin de chauffage, de consommation de chauffage, de consommation de climatisation et de consommation totale tous usages, et ce en fonction des facteurs tels que le comportement des usagers, vis-à-vis des ouvrants et des stores, de la densité d'équipements de bureautique ou encore des consignes de fonctionnement des installations CVC. Pour l'ensemble de ces cas, le coefficient CV(RMSE) est compris entre 1,2% et 11,1%, et la précision relative est comprise entre 2,8% et 22,2%, ce qui est conforme aux critères de validation de modèle de l'IPMVP.

Pour le cas du bâtiment de la Fondation Louis Vuitton, nous avons construit des polynômes permettant de calculer la consommation d'énergie mensuelle tous usage en fonction de facteurs comme la fréquentation des galeries, le taux minimum d'humidité ou bien la densité d'équipements spécifiques des expositions. Les résultats montrent une précision de modélisation inférieure à 10%. Nous avons ensuite utilisé le polynôme pour estimer la consommation d'énergie à partir des données mesurées sur 11 mois et des incertitudes associées. Les résultats sont très satisfaisants avec un écart entre la moyenne des prédictions et la réalité de moins de 10%. L'incertitude globale de la prédiction est quant à elle comprise entre 15% et 25%, avec une part prépondérante due aux incertitudes sur les données d'entrée.

La méthode développée dans le cadre de ce travail a montré qu'elle permet de modéliser et de suivre les consommations énergétiques en fonction des facteurs d'usage et d'exploitation. Elle permet de modéliser la relation entre la consommation énergétique, l'intensité énergétique des usages et la qualité de l'exploitation. Ces modèles ne sont plus des modèles valables localement, comme les équations d'ajustement linéaires, mais des modèles qui approchent les résultats issus d'une SED sur un domaine de validité étendu. La structure de ces modèles permet une mise en relation aisée avec le plan de mesure et de vérification, d'autant plus que les facteurs d'usages et d'exploitation peuvent être caractérisés par des moyennes journalières sur le pas de temps du modèle, à l'instar des DJU caractérisant la rigueur climatique. Enfin, ces modèles effectuent la propagation des incertitudes rapidement ce qui permet de quantifier le risque de dérive de la consommation en fonction de la précision avec laquelle l'intensité d'usage et la qualité d'exploitation sont mesurées.

En conclusion, la méthode permet de poser un cadre propice au suivi et à l'encadrement de la sobriété énergétique des usages et à la qualité de l'exploitation.

Mots-clés : garantie de performance énergétique, sobriété énergétique des usages, qualité de l'exploitation, plans d'expérience, simulation énergétique dynamique, modèles polynomiaux, analyses de sensibilité, incertitudes, M&V

Abstract

The building sector is one of the largest greenhouse gas emission emitters at the global scale. Therefore, building sector energy demand reduction is critical. In France, the national building energy standard, referred to as "RT", has been implemented and have become gradually more stringent, allowing for the improvement of building envelope and HVAC systems energy performance. However, the RT standard evaluates a theoretical energy performance, as opposed to real energy performance. Moreover, this evaluation includes only a fraction of total energy end-uses. Since building envelope and HVAC systems characteristics regularly improve, the weight of non-regulatory energy end-uses increases. These energy end-uses are typically associated with occupant's activities. In addition, high performance buildings show new issues related to HVAC systems operations. Because of these trends, associated with the on-going increase of the building stock size, the actual energy consumption of the building sector has not decreased so much (ADEME, 2015; INSEE, 2017). Energy performance guarantee is an efficient tool to manage real life energy consumption. However, its use is limited when a building's use type and intensity have a too strong impact on energy consumptions. Therefore, it is important to evaluate and improve non-regulatory energy end-uses energy as well as HVAC systems operations efficiencies.

We propose a two-step method. Firstly, we developed polynomial energy models that can predict energy consumption as a function of building's activities characteristics and HVAC systems operations factors. To achieve this, we used EnergyPlus software in order to build reliable energy models along with the design of experiments method (DOE) and determine the modeling error. In parallel, we analyzed several feedbacks to build a database of building operation phase factors that are potential energy consumption predictors. We also defined how to determine the appropriate structure of the polynomial model to reach a good compromise between model accuracy and calculation time. Secondly, we used measurement and verification (M&V) data, associated with probability functions, to determine the associated uncertainty of the calculated energy consumption. Finally, we combine the latter with the polynomial modeling error to calculate the energy consumption global uncertainty, with the goal to identify strategies to reduce it.

This method was applied to a typical office floor model, which is built according to energy performance objectives that are above RT standard, and to a complex building, the Fondation Louis Vuitton, which is in operations. For the typical office floor, we built polynomial models for annual heating loads, heating energy consumption, cooling energy consumption as well as total energy consumption as a function of factors such as occupant's behavior with regards to the use of operable windows and blinds, office equipment density and HVAC systems operations setpoints. CV(RMSE) coefficient is calculated between 1.2% and 11.1% and the relative uncertainty is between 2.8% and 22.2%, which is compliant with IMPVP criteria. For the Fondation Louis Vuitton, we built a polynomial model for monthly total energy consumption as a function of factors such as the number of visitors, the minimum humidity levels setpoints of exhibitions' specific equipment power density. Modeling error is always less than 10%. We then used available monitored data over a period of 11 months, associated with their uncertainties, to estimate the total energy consumption and compare with real energy bills. Results show a difference of less than 10% between the average value of the predicted energy consumption and the real energy consumption for each month. The global uncertainty of the estimate is between 15% and 25%, with the largest fraction due to the uncertainties related to input data.

The results show that this method is adapted to model and monitor energy consumption in relation to building use and HVAC systems operations factors. We have showed that energy consumption can be modeled as a function of the building space use energy intensity and the quality of HVAC systems operation practices. The polynomial models provide results that are close to the values obtained with EnergyPlus models over an extended domain, as opposed to baseline adjustment equations used in usual M&V processes that are only locally valid. Operation phase factors can be expressed as daily averages,

similarly to heating or cooling degree-days and the structure of the polynomial models can easily be related to the M&V plan. Lastly, these models can carry out uncertainty propagation in a short period of time, which allows for the calculation of the risk associated with energy consumption variation as a function of the measurement accuracy of the occupant's activities and behavior and HVAC operations quality. This method can therefore help to better manage energy consumption during operation phase.

Keywords : energy performance guarantee, building space use energy intensity, HVAC systems operations quality, design of experiments, building energy modeling, polynomial models, sensitivity analysis, uncertainties, M&V

Remerciements

Cette thèse a une longue histoire. Après avoir été diplômé du Master I3ER de l'Université de La Rochelle en 2007, Francis Allard m'avait proposé de la démarrer. A l'époque j'avais néanmoins un autre objectif, celui d'aller travailler en Chine. Mais cette idée de thèse est toujours restée en toile de fond. En réalité, j'ai sans doute déjà commencé ces travaux en Chine où le hasard a fait qu'une de mes premières missions pour TERAO était un programme pilote de rénovations énergétiques et une construction neuve utilisant le dispositif de contrat de performance énergétique. Il n'y avait alors pas réellement de cadre réglementaire. Cela m'a amené à me poser un certain nombre de questions sans idée préconçue sur les obstacles empêchant d'atteindre une consommation cible. Après 5 ans en Chine, je suis revenu en France pour valider l'idée d'une thèse en entreprise avec TERAO et je suis retourné voir Francis qui a accepté cette idée. S'en sont suivi 4 années de thèse en parallèle de mon travail en bureau d'étude. Ce n'était pas simple à gérer… mais cela m'a permis d'être à la croisée de la recherche et du quotidien du secteur, ce qui est je crois essentiel par rapport à ce sujet.

Les conclusions de cette thèse démontrent qu'il semble possible de modéliser et de mesurer les consommations en fonction des facteurs d'usages et d'exploitation des bâtiments. Mais il est aussi important d'agir pour que les consommations baissent réellement, et la sobriété énergétique des usages apparaît comme une stratégie évidente et nécessaire pour atteindre les objectifs de réduction des consommations sectorielles. Bien entendu, il est nécessaire de rénover le parc des bâtiments existants et nous avons besoin de données pour piloter correctement les bâtiments pour éviter les gaspillages. Ces leviers sont identifiés et clairement mis en avant par les cadres européen et français. Ils sont au croisement de l'économie et de l'environnement. Mais au-delà de la vision industrielle, il y a un sujet de société et les utilisateurs des bâtiments ne doivent ni être oubliés, ni être déresponsabilisés.

Je tiens à exprimer mes remerciements à Michel Raoust, gérant de TERAO, pour avoir soutenu ce projet de thèse en entreprise ainsi qu'à Francis Allard pour avoir accepté mon projet, 7 ans après sa proposition initiale et je suis honoré d'être son dernier thésard. Merci également à Patrice Joubert qui, aux côtés de Francis, m'a guidé et encadré pendant ces 4 ans, avec la difficulté de la distance et de ma disponibilité malmenée par les fameuses « urgences » des projets et de la vie de bureau d'études.

J'adresse également mes remerciements à Gildas et Marianne, mes collaborateurs de TERAO, qui m'ont apporté une aide précieuse dans le cadre du cas d'étude de la Fondation Louis Vuitton.

Je remercie la Fondation Louis Vuitton de m'avoir permis d'utiliser les données recueillies dans le cadre du suivi énergétique en exploitation, me permettant ainsi de démontrer la validité de mes hypothèses sur un cas emblématique et représentant parfaitement le sujet de la difficulté de prévision des consommations par rapport à l'usage des bâtiments.

Enfin, je remercie particulièrement Flore, tout d'abord pour sa patience et son soutien, pour tous ces « soirées et week-end de thèse » que je lui ai volés, puis pour sa relecture attentive de mon « français d'ingénieur ».

Table des matières

Résumé ... 3

Abstract ... 5

Remerciements ... 7

Introduction générale ... 12

Chapitre 1 : Problématique de la maîtrise des consommations d'énergies réelles dans le secteur du bâtiment ... 15

A. Le contexte énergétique du secteur du bâtiment ... 15

1. Le cadre européen ... 15
2. Le cadre français ... 17
3. L'évolution de la réglementation thermique ... 20
4. La valorisation du taux d'ENR&R dans le mix énergétique des bâtiments ... 23
5. Conclusion ... 24

B. Les retours d'expérience sur les consommations réelles ... 25

1. Les statistiques de consommations réelles ... 25
2. Les enseignements issus des bâtiments BBC ... 37
3. Conclusion ... 38

C. La garantie de performance énergétique ... 39

1. Définitions et concepts ... 39
2. Etat des lieux en France et à l'international ... 43
3. Encadrement du risque ... 51
4. Suivi des consommations en exploitation ... 59
5. Conclusion ... 67

D. Conclusion ... 69

Chapitre 2 : Méthode de méta modélisation des consommations en fonction des facteurs d'usage et d'exploitation ... 73

A. Problématiques d'évaluation de l'incertitude ... 73

1. Cadre de définition de l'incertitude des consommations ... 73
2. Incertitudes de modélisation ... 76
3. Incertitudes d'échantillonnage ... 79
4. Incertitudes de mesures ... 80
5. Détermination de l'incertitude globale ... 80

B. Méthodes de création des métamodèles pour réduire le temps de calcul ... 82

1. Types de métamodèles ... 83

2. Résultats clefs de l'application des métamodèles 87
3. Choix d'une méthode de création des métamodèles 98
C. Méthodes pour identifier les facteurs influents 105
1. Méthodes d'analyse de sensibilité 106
2. Retours d'expérience 108
3. Catégories et liste de facteurs influents 118
D. Méthodes de propagation des incertitudes et lien avec le plan de M&V 123
1. Méthodes de propagation de l'incertitude 123
2. Lien entre la propagation des incertitudes et le plan de M&V 124
3. Formulation des variables de modélisation 129
E. Conclusion 131
Chapitre 3 : Application de la méthode de construction du métamodèle sur un cas type d'espace de bureaux 135
A. Objectifs et méthodologie 135
B. Présentation du cas d'étude 136
1. Géométrie et zonage thermique 136
2. Enveloppe 137
3. Climat et environnement 138
4. Apports internes et ventilation 138
5. Modélisation des systèmes CVC 138
6. Résultats de la simulation de référence 139
7. Liste des facteurs et formulation 140
C. Application de la méthode pour le calcul des besoins de chauffage en fonction des facteurs de la famille « comportements » 141
1. Scénario de référence 141
2. Matrices d'expériences 142
3. Saisie du plan d'expérience dans le modèle EnergyPlus 145
4. Résultats 147
5. Tests de fiabilité des polynômes 158
D. Application de la méthode pour le calcul des consommations de chauffage en fonction des facteurs de la famille « exploitation CVC » 165
1. Scénario de référence 165
2. Matrices d'expériences 166
3. Résultats 167
4. Tests de fiabilité des polynômes 175

E. Application de la méthode pour le calcul des consommations tous usages en fonction de tous les facteurs de la phase d'exploitation 180
1. Scénario de référence 180
2. Matrices d'expériences 182
3. Résultats 185
F. Conclusion 198
Chapitre 4 : Application de la méthode complète au suivi énergétique d'un bâtiment à usages très variables : La Fondation Louis Vuitton 201
A. Objectifs et méthodologie 201
B. Description du bâtiment étudié 203
1. Géométrie 203
2. Zonage 205
3. Données météorologiques 207
4. Enveloppe 208
5. Systèmes 211
6. Points de mesure pour le M&V 212
7. Caractérisation des usages des espaces 217
C. Calibration du modèle de SED 220
D. Construction du modèle polynomial et calcul de l'erreur de modélisation 222
1. Définition du plan d'expérience 222
2. Correspondance entre variables du métamodèle, paramètres de la SED et points de mesures 232
3. Résultats du plan d'expérience 237
E. Propagation des incertitudes dans le modèle polynomial et calcul de l'incertitude globale de l'estimation 256
F. Conclusion 269
Conclusion générale et perspectives 273
A. Bilan du travail effectué 273
B. Perspectives 276
Bibliographie 278
Annexe 1 – Matrices d'expériences 287
Annexe 2 – Coefficients des modèles polynomiaux 310

Glossaire

BBC : bâtiment basse consommation

BEPOS : bâtiment à énergie positive

CV(RMSE) : coefficient of variation of the root mean square error

CREM : conception réalisation exploitation maintenance

DPE : diagnostic de performance énergétique

E+C- : énergie positive et réduction carbone

EF : énergie finale

EP : énergie primaire

ENR&R : énergie renouvelable et de récupération

ESCO : energy service company

ESE : entreprise de service énergétique

CPE : contrat de performance énergétique

GES : gaz à effet de serre

GPE : garantie de performance énergétique

GPEI : garantie de performance énergétique intrinsèque

GRE : garantie de résultat énergétique

GREi : garantie de résultat énergétique initiale

GREo : garantie de résultat énergétique d'optimisation

GREe : garantie de résultat énergétique d'exploitation

M&V : mesure et vérification

MBE : mean bias error

MPPE : marché public de performance énergétique

NMBE : normalized mean bias error

NZEB : net zero energy building

RMSE : root mean square error

RT : réglementation thermique

RE : réglementation environnementale

SED : simulation énergétique dynamique

STD : simulation thermique dynamique

Introduction générale

Les objectifs de réduction des consommations d'énergie aux niveaux européen et français sont ambitieux et, à la hauteur des enjeux mondiaux. Ils sont exprimés en termes de réduction nette des consommations d'énergie finale et primaire dans leur ensemble. Dans ce contexte, le secteur du bâtiment joue un rôle important dans l'atteinte de ces réductions car il représente une part importante des consommations d'énergie dans de nombreux pays, y compris la France. A ce titre, il constitue un levier important dans tous les scénarios de lutte contre le changement climatique et de réduction de l'empreinte écologique et ce aussi bien pour les bâtiments neufs que pour les bâtiments existants.

Des cadres réglementaires et performanciels ont été développés et affinés au cours des dernières décennies dans le but d'améliorer les performances énergétiques des bâtiments. Les différentes versions des réglementations thermiques et les labels de performance énergétique ont permis une amélioration des performances intrinsèques, à savoir des caractéristiques techniques du bâti et des systèmes préconisés en phase conception et installés en phase réalisation.

Néanmoins, cette performance est par définition conventionnelle, et de ce fait peut être mal interprétée. Elle ne couvre par ailleurs qu'un périmètre partiel des postes de consommation. Par opposition à la notion de performance conventionnelle, la maîtrise de la consommation d'énergie réelle des bâtiments amène à s'interroger sur les facteurs créant des incertitudes sur ces consommations, la manière de les quantifier et leur poids relatif mais également sur le poids des consommations d'énergie non réglementées.

De manière générale, nous constatons que les projets qui s'inscrivent dans une réglementation devenue très exigeante connaîtront une incertitude sur les paramètres de la performance intrinsèque faible comparée à celle des facteurs fluctuants et non réglementés de la phase exploitation.

Les statistiques de consommation (ADEME, 2015 ; INSEE, 2017) démontrent qu'il existe une efficacité constatée des dispositifs réglementaires mais qu'en parallèle les consommations dans leur ensemble ne baissent pas assez rapidement. Nous constatons même des tendances contraires sur les usages mobiliers et des risques propres à la phase exploitation. Ces tendances, couplées au fait que la taille du parc immobilier augmente constamment, font que les consommations d'énergie du secteur du bâtiment n'ont au final que peu baissé dans l'absolu, malgré les efforts réalisés depuis la mise en place de la réglementation thermique. Cette tendance s'accentue sur les bâtiments basse consommation pour lesquels les consommations sont de plus en plus corrélées à l'intensité énergétique des usages et à la qualité de l'exploitation.

Ces constats nous permettent d'affirmer qu'il est aujourd'hui impossible d'atteindre les objectifs de réduction des consommations d'énergie du secteur du bâtiment en améliorant uniquement la performance intrinsèque et que la sobriété énergétique des usages et l'exploitation performantes sont par conséquent indissociables de la performance énergétique réelle.

En France, la notion de garantie de performance énergétique existe et est mise en application avec un certain succès, mais elle comporte également des limites, notamment lorsque les conditions réelles de fonctionnement ou d'utilisation du bâtiment ont un impact trop important sur la performance énergétique. Ces situations, en lien avec la caractérisation de la relation entre consommation d'énergie et usages des bâtiments, limitent ainsi le périmètre d'application de la garantie de résultat énergétique.

C'est dans ce contexte que s'inscrit ce travail de recherche. Cette thèse a pour objectif d'élaborer une méthode d'aide à la prédiction et au suivi de la consommation d'énergie des bâtiments adaptée aux conditions réelles d'utilisation et d'exploitation pour la garantie de performance énergétique, et permettant d'encadrer l'exploitation performante des installations et la sobriété énergétique des usages.

Pour structurer cette méthode, il est nécessaire d'identifier quels sont les phénomènes les plus sensibles qu'il est indispensable de représenter. Nous nous intéresserons donc tout d'abord au problème de la modélisation de la performance énergétique en fonction des facteurs caractérisant l'intensité d'usage, la qualité d'usage et la qualité d'exploitation. Dans un deuxième temps, nous utiliserons ce modèle dans le cadre de la mesure et de la vérification de la performance énergétique afin de déterminer l'incertitude globale sur les consommations énergétiques et d'identifier les pistes pour la réduire, permettant ainsi un meilleur suivi et encadrement de la consommation énergétique réelle.

La réussite de cette modélisation sera conditionnée par la maîtrise de problématiques propres à la détermination des incertitudes sur les consommations énergétiques tels que le temps de calcul, l'identification et la caractérisation des facteurs influents, la réduction des incertitudes sur la prédiction et le suivi des consommations en fonction de ces facteurs.

La thèse est structurée en quatre chapitres suivis par une conclusion générale dressant le bilan du travail effectué et présentant les perspectives associées.

Dans le premier chapitre, nous analyserons l'évolution des réglementations thermiques des bâtiments en Europe et en France afin de déterminer comment ces dernières tentent de prendre en compte cette problématique. Puis nous synthétiserons un certain nombre de retours d'expériences sur les consommations observées des bâtiments afin de constater les tendances d'évolution des consommations et la part des usages non-réglementaires. Enfin, nous dresserons un état des lieux des dispositifs de garantie de performance énergétique afin de déterminer leurs avantages et limites.

Dans le deuxième chapitre, nous exposerons les problématiques posées par l'évaluation de l'incertitude globale de la consommation énergétique afin de déduire les éléments indispensables pour une méthode d'aide à la réduction des incertitudes sur les consommations en phase exploitation, puis nous réaliserons l'état de l'art des méthodes de création de métamodèles permettant de réduire le temps de calcul, ainsi que des méthodes d'identification des facteurs influents. Enfin, nous répertorierons les méthodes de propagation des incertitudes en modélisation et nous préciserons le lien à établir avec le dispositif de mesure et vérification des performances.

Dans le troisième chapitre, nous proposerons une mise en application de la méthode choisie sur un cas d'étude simple consistant en un plateau de bureaux dont la performance énergétique intrinsèque est représentative de projets récents cherchant à dépasser la RT2012. Nous montrerons la capacité de la méthode à obtenir une incertitude de modélisation acceptable par rapport à un modèle de simulation thermique dynamique complet tout en permettant un temps de calcul réduit. Nous utiliserons le logiciel EnergyPlus, développé par le *Lawrence Berkeley National Laboratory* (LBNL), pour réaliser les simulations nécessaires à la construction de métamodèles et pour servir de base de comparaison. Nous définirons les règles de construction des modèles et mettrons au point les outils nécessaires à cette construction. Nous en retirerons également des enseignements concernant le nombre de facteurs influents et la structure a priori des modèles pertinents.

Dans le quatrième chapitre, nous mettrons en pratique la méthode ainsi définie sur le cas d'étude complexe de la Fondation Louis Vuitton. La Fondation Louis Vuitton est un bâtiment culturel, à l'architecture originale et complexe, avec des plannings d'exposition et une fréquentation variables, des exigences de conditionnement qui dépendent de la nature des expositions et qui en plus des galeries d'art, comporte un nombre important de types de locaux. Ce site présente donc des difficultés importantes pour prédire sa consommation d'énergie et mesurer son intensité d'usage et il correspond parfaitement aux enjeux de maîtrise de l'énergie en conditions réelles. Ce cas d'étude nous permettra d'affiner notre méthode pour son application à une architecture et une utilisation complexes, ainsi que d'établir la correspondance entre la modélisation et les données de mesure à disposition. Enfin, nous

pourrons déterminer l'incertitude globale de l'estimation de la consommation énergétique tous usages pour un tel bâtiment.

En conclusion de ce travail, nous mènerons une réflexion sur les avantages et les limites de la méthode proposée en lien avec l'objectif de prévoir et mesurer la consommation d'énergie tous usages en fonction de l'intensité d'usage et de la qualité d'exploitation. Nous dresserons ensuite le bilan des apports de nos travaux et proposerons quelques pistes de réflexion pour approfondir cette recherche. Enfin, nous présenterons quelques perspectives ouvertes par ce travail.

Chapitre 1 : Problématique de la maîtrise des consommations d'énergies réelles dans le secteur du bâtiment

A. Le contexte énergétique du secteur du bâtiment

Au niveau international, les enjeux environnementaux sont nombreux et l'on trouve parmi eux le changement climatique et l'érosion de la biodiversité et du capital naturel en général. L'énergie joue un rôle central dans ces grands enjeux. Elle est identifiée comme le secteur demeurant la source majeure d'émissions de gaz à effet de serre (GES) pour le climat (GIEC, 2015). Elle est également identifiée en tant que secteur majeur de l'économie qui consomme le plus de capital naturel (TEEB, 2010).

Le protocole de Kyoto a été signé en 1997 puis amendé en 2012 pour définir des trajectoires de réduction des émissions de GES. Cet amendement prévoyait sur la période 2013 – 2020 une réduction de 18% des émissions de GES pour l'ensemble des parties et de 20% pour l'Union Européenne.

Par ailleurs, plusieurs scénarios ont été établis pour stopper ou freiner le changement climatique. Tous considèrent que le secteur du bâtiment doit réduire de façon drastique son impact et notamment ses consommations d'énergie. En effet en 2010 le secteur du bâtiment représente environ 32% de la consommation d'énergie finale mondiale et les projections estiment qu'à l'horizon 2050, sa consommation doublera et ses émissions de GES associées augmenteront de 50 à 150% (GIEC, 2015).

1. Le cadre européen

L'Union Européenne définit des objectifs en lien avec ces grands objectifs mondiaux :

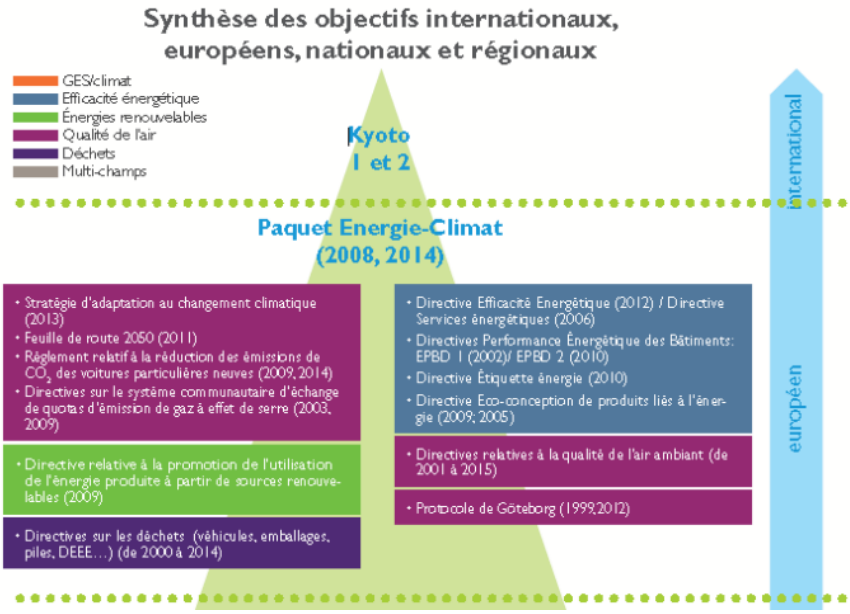


Figure 1: Synthèse des objectifs européens - le paquet « énergie – climat » (Source : Chiffre clefs ADEME 2015)

Le paquet « énergie-climat » de 2008 fixe les objectifs suivants pour 2020 :

- 20% de réduction des émissions de GES par rapport à 1990
- 20% d'économies d'énergie primaire par rapport à un scénario tendanciel (projections de consommations établies en 2005 dans le livre vert de la CE)
- 20% d'énergie renouvelables dans la consommation d'énergie finale (dont 10% de biocarburants)

Sa version révisée en octobre 2014 ajoute les objectifs suivants pour 2030 :

- 40% de réduction des émissions de GES par rapport à 1990
- 27% d'énergies renouvelables dans le mix énergétique
- 27% d'amélioration de l'efficacité énergétique

La Directive 201227/EU sur l'efficacité énergétique (EED : Energy Efficiency Directive) s'aligne sur l'objectif du paquet énergie-climat de 2008 de réduire de 20% la consommation d'énergie d'ici 2020 par rapport aux projections de consommations établies en 2005. Dans cette optique, les Etats membres doivent notamment :

- Rénover 3% par an du parc immobilier des administrations centrales de l'Etat
- Atteindre une économie d'énergie de 1,5% par an entre 2014 et 2020 en mettant en œuvre des mécanismes d'obligation d'économies d'énergie pour les distributeurs ou fournisseurs d'énergie
- Imposer aux grandes entreprises la réalisation d'audits énergétiques au plus tard le 5 décembre 2015 ainsi que leur renouvellement tous les 4 ans
- Permettre aux clients finaux d'obtenir des informations sur leurs factures énergétiques
- Veiller à l'existence de systèmes de qualification, d'agrément et de certification des fournisseurs de services d'efficacité énergétique et notamment des auditeurs énergétiques
- Encourager la mise en place d'un marché des services énergétiques performant ainsi que l'accès aux PME à ce marché
- Etablir une stratégie à long terme pour mobiliser les investissements nécessaires à la réhabilitation énergétique des bâtiments

Concernant la performance énergétique des bâtiments, l'Union Européenne fournit depuis 2002 un cadre aux pays membre avec la Directive EPBD (Energy Performance of Buildings Directive). Cette directive définit la performance énergétique d'un bâtiment comme « *la quantité d'énergie calculée ou mesurée nécessaire pour répondre aux besoins énergétiques liés à une utilisation normale du bâtiment, ce qui inclut, entre autres, l'énergie utilisée pour le chauffage, le système de refroidissement, la ventilation, la production d'eau chaude sanitaire et l'éclairage* ».

La directive 2002/91/CE sur la performance énergétique des bâtiments (EPBD 1) a ainsi introduit :

- La mise en place d'une procédure harmonisée de calcul de la performance énergétique globale des bâtiments
- Une norme de performance minimale pour les bâtiments neufs avec renforcement obligatoire tous les 5 ans
- Une norme de performance minimale pour les grands bâtiments existants faisant l'objet de rénovation (>1000m²)
- L'obligation d'obtention d'un certificat de performance énergétique lors de la vente ou de la location d'un bâtiment ou logement
- L'obligation d'inspection des chaudières et climatiseurs

Elle a donc notamment permis de poser un cadre d'évaluation de la performance énergétique globale des bâtiments.

La révision de la directive EPBD en 2010 (2010/31) a introduit :

- L'obligation pour tous les nouveaux bâtiments d'être de type « *Nearly Zero Energy Buildings* » (NZEB) en 2020 (en 2018 pour les bâtiments publics)
- L'intégration dans les plans nationaux d'actions permettant d'accélérer la diffusion des NZEB
- La mise en place des normes de performance minimale des bâtiments neufs calculées sur la base des coûts optimaux

- La suppression du seuil de 1000m² pour les normes de performance minimale pour les bâtiments existants faisant l'objet de rénovation
- Le contrôle des certificats de performance énergétique
- L'obligation de la réalisation de rapport annuel lors de l'inspection des chaudières et climatiseurs

Elle a donc notamment posé le cadre des bâtiments zéro énergie et a renforcé l'accent mis sur la réhabilitation de l'existant.

En 2018, une nouvelle révision de la directive EPBD est parue et a introduit la notion de « *Smart Readyness Index* ». Cette évolution vise à rapprocher le cadre réglementaire de l'usager et s'inscrit dans le prolongement du BEPOS. Il est prévu que les DPE soient redéfinis pour contenir plus d'information sur les bâtiments évalués.

2. Le cadre français

Le paquet « énergie climat » européen se décline ensuite en objectifs nationaux puis régionaux et locaux comme illustré ci-dessous pour la France :

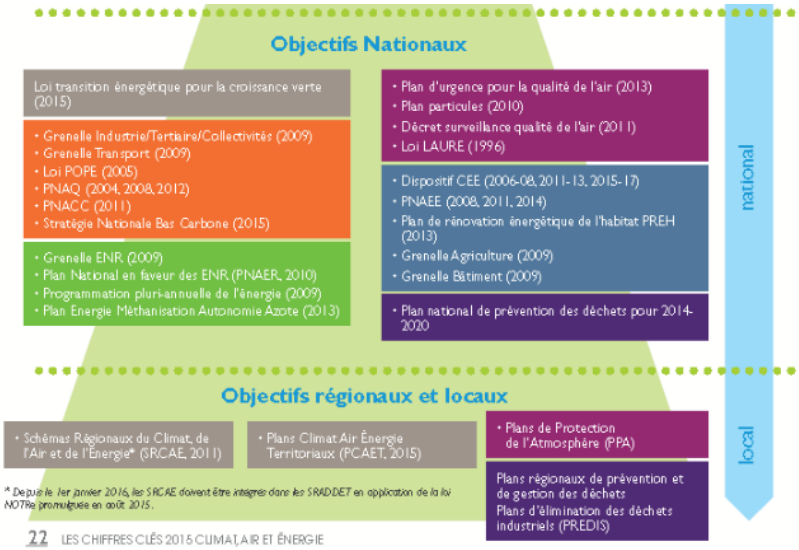


Figure 2: Synthèse de la déclinaison nationale et régionale du paquet « énergie – climat » en France (Source : Chiffres clefs ADEME 2015)

La déclinaison en France du paquet « énergie-climat » à l'horizon 2020 se décline comme suit :

- 14% de réduction des émissions de GES pour les secteurs non visés par le Système Communautaire d'Echange de Quotas d'Emissions (SCEQE)
- 21% de réduction des émissions de GES pour les secteurs visés par le SCEQE
- 23% d'énergies renouvelables dans la consommation d'énergie finale

La France a défini un certain nombre de lois et plans pour poursuivre ces objectifs. La Loi de Transition Energétique pour la Croissance Verte (LTECV) promulguée le 17 août 2015 fixe les objectifs à l'horizon 2030 et introduit :

- La réduction des émissions de GES de 40% entre 1990 et 2030 et la division par 4 des émissions de GES entre 1990 et 2050 (Facteur 4)
- La réduction de la consommation énergétique finale de 20% en 2030 et de 50% en 2050 par rapport à 2012

- La réduction de la consommation énergétique primaire d'énergies fossiles de 30% en 2030 par rapport à 2012
- 32% d'énergies renouvelables dans la consommation finale d'énergie en 2030, 40% dans la production d'électricité, 38% dans la consommation finale de chaleur, 15% dans la consommation finale de carburant et 10% dans la consommation de gaz
- La multiplication par 5 de la quantité de chaleur et de froid renouvelables et de récupération livrée par les réseaux de chaleur et de froid en 2030
- La baisse de 50% de la part du nucléaire dans la production d'électricité en 2025
- La réduction de l'intensité des émissions de GES et polluants atmosphériques dues au transport des marchandises du secteur de la grande distribution d'au moins 10% en 2020 par rapport à 2010 et d'au moins 20% en 2025.

La programmation pluriannuelle de l'énergie planifie les objectifs de la France en matière d'énergie par filière. La dernière programmation publiée en 2009 a notamment fixé des objectifs en volume d'énergie produite par filière renouvelable à l'horizon 2020.

Le plan national d'action en matière d'efficacité énergétique (PNAEE) est publié tous les 3 ans en application de la Directive 2012/27/EU (EED et ESD). Il décrit les mesures prises et envisagées par chaque Etat pour atteindre leurs objectifs en matière de réduction de consommation d'énergie. Pour la France ces objectifs sont :

- 131,4 Mtep de consommation d'énergie finale et 235,3 Mtep de consommation d'énergie primaire à l'horizon 2020
- 12 Mtep d'économies d'énergie finale en 2016 soit 9% d'économies d'énergie par rapport à la consommation moyenne sur la période 2001-2005

La loi POPE (Programme fixant les Orientations de la Politique Energétique) préconise la division par 4 des émissions de GES d'ici 2050 par rapport au niveau de 1990. Cet objectif doit être atteint via une baisse annuelle de 2% par an à partir de 2015 et de 2,5% par an à partir de 2030.

Les dispositifs CEE ont mis en place en application des articles 14 à 17 de la loi POPE et de l'article 30 de la LTECV. Ce dispositif créé en 2005 repose sur une obligation de réalisation d'économies d'énergie imposée par les pouvoirs publics aux fournisseurs d'énergie. Le volume d'économie d'énergie à réaliser est défini par période de 3 ans. La dernière période était 850TWhcumac pour 2015-2017. En application de la LTECV, une nouvelle obligation dédiée au bénéfice des ménages en situation de précarité énergétique a été mise en place au 1er janvier 2018 pour un objectif de 150TWh ce qui représente environ un milliard d'euro destiné au soutien des économies d'énergie chez les ménages aux faibles revenus.

La loi Grenelle II et la LTECV ont également défini une obligation de réaliser un bilan GES tous les 4 ans pour les entreprises de plus de 5000 personnes.

A la suite de ces différentes dispositions, les graphiques suivants montrent que les consommations d'énergie finale et primaire ont commencé à baisser en France :

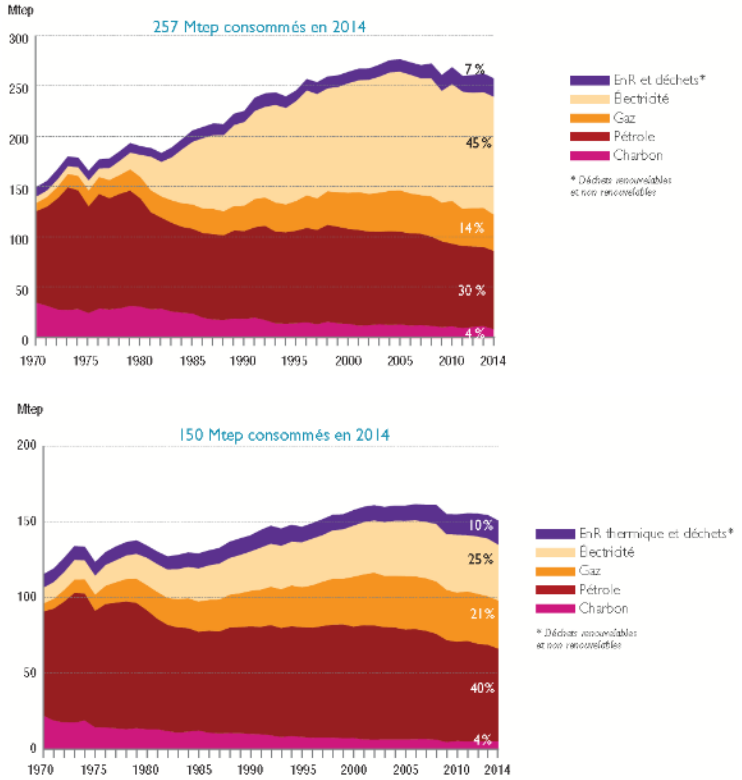


Figure 3: Evolution de la consommation nationale d'énergie primaire (en haut) et finale (en bas), (Source : Chiffres clefs ADEME 2015)

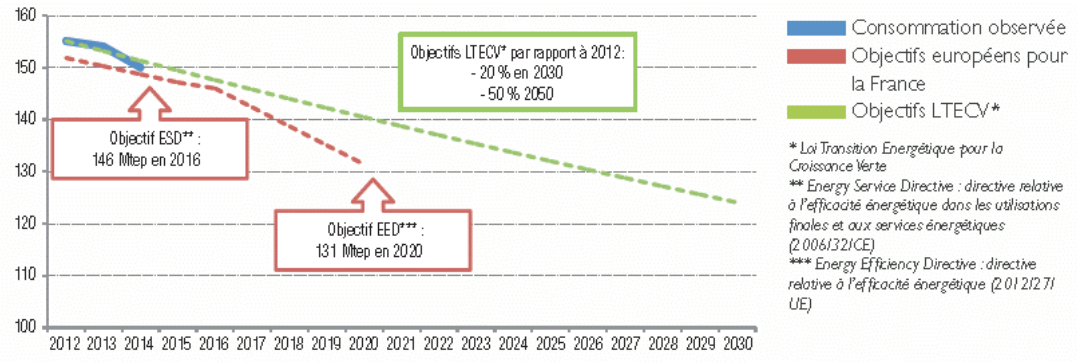


Figure 4: Evolution de la consommation énergétique française par rapport aux différents objectifs Source : (Chiffres clefs ADEME 2015)

La LTECV place le secteur du bâtiment comme l'un des secteurs clés pour réformer le modèle énergétique français. En effet, ce secteur, incluant le bâtiment résidentiel et tertiaire, représente 45% de la consommation nationale en énergie finale et 35% en énergie primaire. Il représente par conséquent un enjeu majeur pour l'atteinte des objectifs nationaux, et d'autant plus des objectifs européens. De plus, l'atteinte du « Facteur 4 », objectif de réduction des émissions de gaz à effet de serre en 2050, équivaut à une réduction pendant 40 ans d'environ 3% par an en moyenne des consommations énergétiques. La réalisation des objectifs fixés à des échéances plus proches par les lois Grenelle 1 et 2 nécessitera la mise en œuvre, à grande échelle, de programmes de travaux lourds, dans les bâtiments existants (Fondation Bâtiment Energie, ADEME, 2016).

De cette manière, à la suite de la loi Grenelle 1, la LTECV fixe des objectifs sectoriels ambitieux pour le secteur du bâtiment :

- Pour les bâtiments existants :

- Réduction de 38% des consommations énergétique et 50% des émissions de GES d'ici 2020
- Rénovation de 400000 logements par an à partir de 2013, 500000 à partir de 2017 dont au moins la moitié occupés par des ménages aux revenus modestes visant ainsi une baisse de 15% de la précarité énergétique d'ici 2020
- Obligation de rénovation énergétique avant 2025 pour tous les bâtiments privés résidentiels dont la consommation en énergie primaire est supérieure à 330kWh/m²/an
- Rénovation de 800000 logements sociaux pour ramener leur consommation moyenne de 230kWhep/m²/an à 150kWhep/m²/an en 2020
- Obligation, à partir de 2030, de rénover énergétiquement les bâtiments privés résidentiels à l'occasion d'une mutation selon leur niveau de performance énergétique et sous réserve de la mise à disposition d'outils financiers adéquats

- Pour les bâtiments neufs :
  - Généralisation des bâtiments basse consommation (BBC) à partir de 2010 pour les bâtiments publics, 2012 pour le tertiaire en général et 2013 pour les logements (RT2012). Les économies d'énergie attendues sont d'environ 1,15Mtep en 2020
  - Généralisation du bâtiment à énergie positive (BEPOS) pour toutes les constructions neuves à partir de 2020 et 2018 pour les bâtiments publics
  - Obligation pour toutes les constructions neuves dont le permis de construire est déposé à compter du 1er janvier 2017 et pour tous les logements faisant l'objet d'une mutation à compter du 1er janvier 2015, de disposer d'un carnet numérique de suivi et d'entretien
  - Possibilité d'imposer une part minimum d'énergie renouvelable dans la consommation d'un bâtiment

La loi Grenelle II a également fixé comme objectif d'engager avant 2012 la rénovation de tout le patrimoine immobilier de l'Etat et des établissements publics, afin de réduire leur consommation d'énergie de 38% et leurs émissions de GES de 50% entre 2009 et 2020. La LTECV introduit l'objectif de rénover thermiquement 50 millions de m² de bâtiments de l'Etat et 70 millions de m² de ses principaux établissements publics avant 2030. Toutes les nouvelles constructions sous maîtrise d'ouvrage de l'Etat doivent faire preuve d'exemplarité énergétique et environnementale et sont, chaque fois que possible, à énergie positive et haute performance environnementale.

Ces objectifs sont donc définis en termes de volumes d'énergie à éviter ou en exigence de moyen. Nous retiendrons que l'objectif est de réduire in fine les consommations d'énergie réelles de façon significative.

Nous allons examiner dans la partie suivante l'environnement réglementaire français concernant la performance énergétique des bâtiments et souligner comment la réglementation thermique et les labels de performance énergétique, tout en permettant d'améliorer la performance en partie, ne garantissent pas directement des retombées sur les consommations réelles.

3. L'évolution de la réglementation thermique

La réglementation thermique française (RT), est une démarche « *top-down* » de réglementation nationale. Elle est complétée par une démarche de labellisation de la performance énergétique, portée par l'association Effinergie, qui est à l'origine une démarche « *bottom-up* » issue des régions, qui vise une performance plus élevée que la réglementation nationale. Aujourd'hui, le paysage réglementaire prépare son évolution à l'horizon 2020 en intégrant plus d'usages de l'énergie, en valorisant la production d'énergie renouvelable et en élargissant la démarche au cycle de vie d'un bâtiment par un bilan carbone des projets. Le cadre posé reste néanmoins une évaluation réalisée de manière conventionnelle, pour évaluer la performance « intrinsèque » des constructions.

La performance des constructions neuves est encadrée par l'arrêté du 28 décembre 2012. La méthode de calcul des consommations indique plus précisément ce qu'est la performance énergétique que doit atteindre un bâtiment neuf. Cet arrêté donne notamment la définition de l'usage normal du bâtiment. Il définit également les 5 usages de l'énergie liés à la satisfaction des besoins des usagers, chauffage, refroidissement, ventilation, eau chaude sanitaire et éclairage, ainsi qu'une production d'énergie n'étant pas liée aux systèmes précédents.

Les différents usages d'un bâtiment soumis à la réglementation incluent (non exhaustif) habitation, EHPAD, hôtel, restauration, bureaux, commerces, enseignement, gymnase et salles de sport et établissement de santé.

A chacun de ces usages sont associés des scénarios conventionnels d'usage incluant plage d'occupation, horaire de chauffage et climatisation, horaires d'éclairage, horaires de ventilation, température de consigne de chaud/froid et besoins unitaires en ECS.

L'arrêté du 13 juin 2008 relatif à la performance énergétique des bâtiments existants de surface supérieure à 1000 m², lorsqu'ils font l'objet de travaux de rénovation importants définit les exigences réglementaires applicables et le niveau de performance à atteindre pour la RT globale.

La réglementation thermique française suit une logique de progression qui illustrée ci-dessous par l'ADEME :

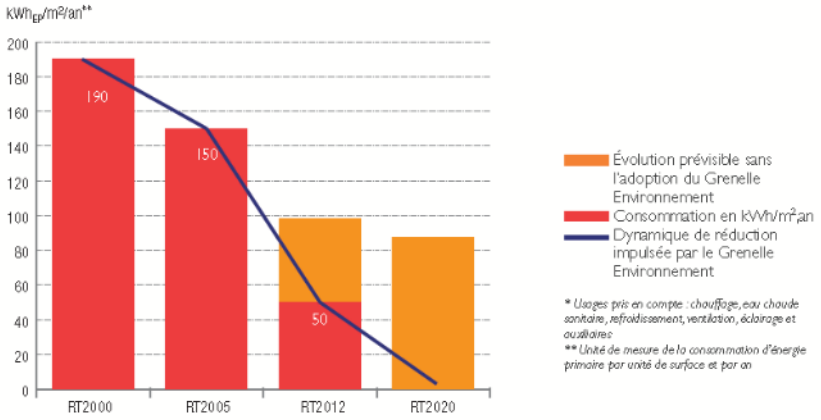


Figure 5: Evolution de la réglementation thermique des bâtiments en France (Source : Chiffres clefs ADEME 2015)

Les jalons de consommation réglementaire représentatifs sur cette trajectoire sont de 190kWhep/m²/an pour la RT 2000, 150kWhep/m²/an pour la RT 2005 et 50kWh/m²/an pour la RT 2012. Nous voyons que la mise à jour 2020 de la RT s'orientera vers une normalisation des bâtiments à énergie positive (BEPOS) réglementaires. Cette nouvelle version est aujourd'hui appelée la réglementation environnementale 2020 (RE 2020). En parallèle de cette évolution de la RT, la stratégie nationale bas-carbone (SNBC) publiée par la Ministère de l'environnement en novembre 2015 présente un objectif de diminution d'au moins 87% des émissions dans le bâtiment à l'horizon 2050. Cela fait du bâtiment le principal contributeur à l'objectif de réduction de 50% de la consommation d'énergie à l'horizon 2050.

Pour atteindre ces objectifs, le label « énergie – carbone » a été créé en juillet 2016 pour la construction de bâtiments à énergie positive et bas-carbone. Concrètement, une expérimentation « E+/C- » a été lancée et s'appuie sur un label d'Etat. Cette initiative a pour but de préfigurer la RE 2020 qui représentera une rupture majeure par rapport à la RT2012. La future RE 2020 ne se limitera plus à évaluer la performance énergétique sur les 5 usages réglementaires. Elle évaluera ainsi la performance sur l'ensemble des usages énergétiques avec une forte dimension d'intégration des énergies renouvelables

thermiques et électriques dans les projets. Par ailleurs, elle évaluera la performance carbone des opérations de constructions. Les émissions de CO2 de la construction liées aux matériaux et procédés constructifs seront évaluées. De plus, les émissions de CO2 en phase exploitation seront également comptabilisées, et la performance énergétique et son caractère décarboné interviendront également sur ce poste.

Le label E+C- définit 4 niveaux de performance énergétique et 2 niveaux carbone.

Partie énergie :

- Les niveaux 1 et 2 constituent le socle de la réglementation : plus contraignants que la RT2012 mais moins qu'un label BEPOS tel que défini par le cadre Effinergie 2013
- Les niveaux 3 et 4 correspondent à des exigences renforcées et tendent vers un bâtiment à énergie positive (énergie consommée = énergie produite sur site). Le niveau E4 correspond à une production exportée égale à l'énergie consommée non renouvelable.

Partie carbone :

Calcul des émissions de GES sur le du cycle de vie du bâtiment (construction et exploitation), avec un niveau 1 (socle) et un niveau 2 (exigence renforcée). Schématiquement, nous distinguons deux principaux types de classe de performance :

- E2/C1 - le niveau d'entrée, à faible impact :
    - E2 : une réduction (maîtrisée) des consommations
    - C1 : l'objectif est avant tout de calculer un impact matériaux par analyse dy cycle de vie, sans enjeu de conception bas carbone poussé
- E3/C2 - le niveau ambitieux :
    - E3 : plus exigeant que le niveau défini par le label BEPOS Effinergie 2013, il passe par la mise en œuvre de production chaud/froid vertueux (réseau urbain / chaufferie bois, etc…) et/ou par l'utilisation d'énergies renouvelables (solaire, récupération de chaleur fatale, etc…)
    - C2 : idem pour la partie approvisionnement et mise en œuvre de solutions constructives bas carbone (bois, béton décarboné, matériaux biosourcés, etc…)

Le principe d'évaluation de la performance énergétique consiste à comparer un bilan BEPOS max (calculé pour les 4 niveaux E1, E2, E3 et E4) et un bilan BEPOS projet. Le bilan BEPOS inclut la consommation d'énergie non renouvelable pour l'ensemble du bâtiment (dont les consommations liées à son usage, non prises en compte par la RT2012), diminuée de la quantité d'énergie renouvelable et de récupération exportée par le projet. La consommation d'énergie primaire ni renouvelable ni de récupération exprimée en kWhep/m²/an est le produit entre la consommation d'énergie finale totale (5 usages de la RT2012 et quelques autres usages (parking, ascenseurs, mobilier)), déduite de l'énergie autoconsommée (la part d'énergie produite sur le site et consommée directement par le bâtiment) et le coefficient de conversion en énergie primaire (2,58 pour l'électricité). L'énergie renouvelable ou de récupération « exportée » exprimée en kWhep/m²/an est issue de la production d'énergie renouvelable à laquelle on déduit l'énergie autoconsommée.

Le calcul du Bilan BEPOS max pour chaque niveau de performance ne prend pas en compte le nombre d'étages. Pour les bâtiments de grande hauteur, il sera plus difficile d'atteindre les niveaux réglementaires en ayant seulement recours à des panneaux solaires photovoltaïques installés en toiture, car la surface disponible est limitée par rapport à la surface du projet. Il faudra donc avoir recours à d'autres sources d'énergies, comme des réseaux de chaleurs urbains ayant recours à des énergies renouvelables (bois-énergie, géothermique, énergie de récupération).

Au niveau de la performance énergétique, ce principe de calcul s'inscrit dans le prolongement de la méthode réglementaire actuellement en vigueur et il se fait sur la base d'un calcul RT, donc d'un calcul conventionnel. A ce niveau, nous ne constatons pas d'évolution. En revanche, l'évolution notable réside dans la prise en compte d'autres usages que les postes RT conventionnels et la valorisation accrue de la part d'énergie renouvelable du projet.

Enfin, les labels Effinergie 2017 définissent des niveaux de performance sur la base des niveaux E+C- et valorisent davantage les pratiques vertueuses de Haute Performance Energétique. Tous les niveaux demandent l'atteinte du niveau C1. Le niveau BBC correspond à E2, BEPOS à E3 et enfin BEPOS + à E4.

Néanmoins, nous devons bien comprendre ce que signifient les chiffres de consommation en énergie primaire associés aux différentes étapes d'évolution de la réglementation. Il apparaît tout d'abord que ces chiffres incluent uniquement les 5 usages réglementaires de l'énergie correspondant aux usages « immobiliers » à savoir chauffage, refroidissement, éclairage, ventilation et ECS. Par ailleurs, comme le souligne le CEREMA dans une étude récente sur les consommations réelles des bâtiments BBC (CEREMA, 2017), « *l'objectif principal de l'étude thermique réglementaire est de permettre la comparaison entre des solutions techniques ou entre des bâtiments de même destination d'usage, dans des conditions de climats et d'usage conventionnels par typologie de bâtiment. La réglementation thermique est de nature performancielle et permet l'assemblage de caractéristiques architecturales et techniques de manière plus souple et plus large qu'une approche par moyens. Sa finalité n'est pas de prévoir la consommation future. Les consommations calculées selon la méthode réglementaire ne peuvent donc pas être comparées directement aux consommations mesurées in situ car les conditions effectives d'occupation et de climat peuvent différer des conditions conventionnelles* ».

4. La valorisation du taux d'ENR&R dans le mix énergétique des bâtiments

Le label E+C- met un accent fort sur les modes d'approvisionnement (taux d'ENR pour la partie E+, et émissions de carbone en exploitation pour la partie C-). Dans la méthode d'évaluation, le taux d'ENR&R d'un réseau de chaleur ou de froid est intégré directement dans le calcul du coefficient de conversion en énergie primaire comme suit :

Vecteur énergétique	fp , nr
Electricité du réseau national	2,58
Gaz,charbon, produits pétroliers	1
Chaleur et froid d'un réseau local	1-taux ENRetR
Biomasse	0

Figure 6: Facteurs d'énergie primaire ni renouvelable ni de récupération (Source : référentiel énergie carbone)

L'annexe 6 du référentiel Energie Carbone liste les réseaux déjà classés et dont le taux d'ENR&R peut être valorisé :

Nom du réseau	Commune d'implantation principale	Département	% EnR&R	% Chaleur cogénérée
Quartier de La Reyssouze	Bourg-en-Bresse	1	35%	37%
Réseau de saint-denis-les-bourg	SAINT-DENIS-LES-BOURG	1	83%	0%
Belena	MARIGNIEU	1	97%	0%
Réseau de chaleur de TREFFORT	TREFFORT-CUISIAT	1	85%	0%
Zup du Quartier Europe	Saint-Quentin	2	29%	36%
Zup de Presles	Soissons	2	62%	18%
Zac des Griffons	Laon	2	98%	0%

Figure 7: Extrait de l'annexe 6 du référentiel énergie carbone concernant les taux d'ENR&R des réseaux thermique

En dehors des réseaux déjà existants et classés, un certain nombre de projets de réseaux locaux voient le jour et peuvent être valorisés ainsi. Dans tous les cas, l'impact sur la performance est grand comme le montre l'exemple ci-dessous où, pour un même bâtiment, seul l'approvisionnement énergétique varie :

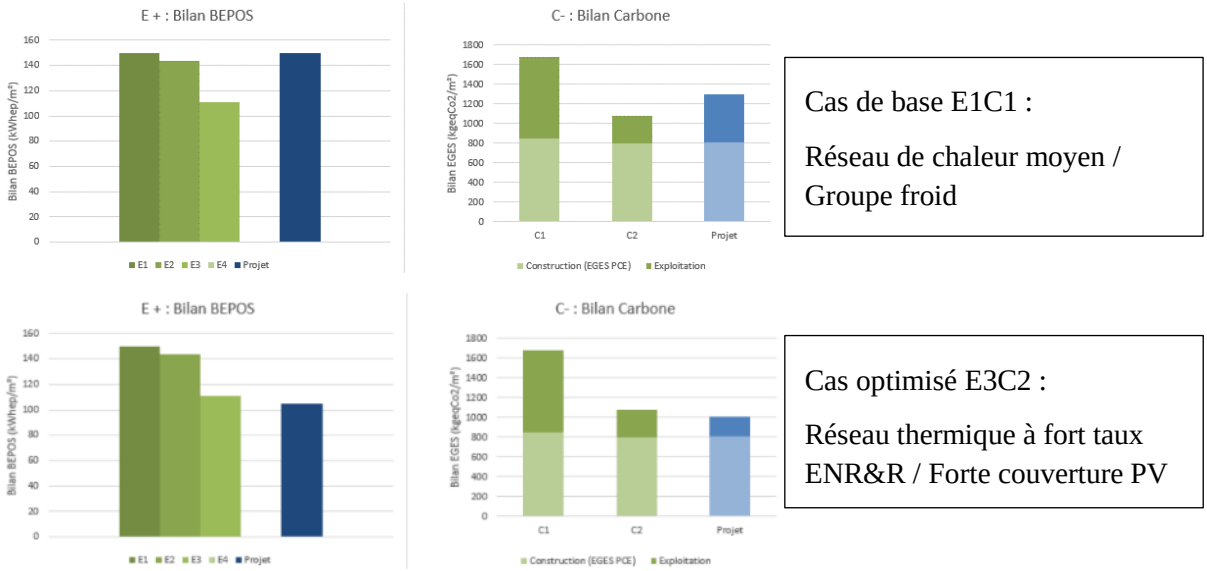


Figure 8: Comparaison des niveaux E+C- d'un même bâtiment avec des stratégies d'approvisionnement énergétiques différentes

Pour l'électricité, l'autoconsommation est mieux valorisée que l'électricité exportée au réseau mais le moteur de calcul considère qu'il y a systématiquement une part exportée. La production PV est donc divisée en deux :

- Une partie est autoconsommée et soustraite de la consommation en énergie primaire non renouvelable en utilisant un coefficient de conversion en énergie primaire de 2,58
- Une partie est considérée comme exportée et est comptabilisée dans la partie exportée en utilisant un coefficient de conversion en énergie primaire de 1

Que ce soit pour mettre en œuvre un réseau de chaleur ou de froid ou bien un micro-réseau électrique local basé sur le cadre de l'autoconsommation collective, il y a un enjeu technique fort à faire correspondre la production et la demande, une problématique au centre des « *smart grid* ». Dans un tel cadre, il est nécessaire de savoir prédire les besoins énergétiques réalistes sinon l'installation sera mal dimensionnée et cela pourrait affecter soit le taux d'ENR atteint soit la continuité de service.

De plus, si l'on ne dimensionne pas ce type de réseau au regard des besoins réalistes d'un site, l'investissement initial sera trop important et résultera en un prix de l'énergie trop élevé, ce qui empêchera ce réseau d'avoir suffisamment d'abonnés. Le type de solution technique est évidemment un facteur impactant (typiquement la géothermie et la biomasse coûtent plus cher). Néanmoins, le dimensionnement des installations et les volumes de vente d'énergie font tout autant partie des facteurs clefs de réussite de ces projets et en toile de fond nous retrouvons la maîtrise des besoins énergétiques, au même titre que dans le cadre d'un contrat de performance énergétique (CPE).

5. Conclusion

Les directives européennes ont dressé le cadre réglementaire de la performance énergétique globale des bâtiments puis ont défini le concept de bâtiment « *net zero energy* ». Ces directives définissent aujourd'hui le « potentiel d'intelligence » des bâtiments pour se rapprocher de l'usager et des conditions réelles de fonctionnement.

La France a mis en place son propre cadre, basé sur la réglementation thermique (RT) et l'a fait évoluer vers les bâtiments basse consommation (BBC) avec la RT 2012. Il évolue aujourd'hui vers la RE2020, qui vise à généraliser les bâtiments à énergie positive (BEPOS), ce qui implique une revue à la hausse de la performance conventionnelle, son élargissement à quelques autres usages de l'énergie et une valorisation accrue des énergies renouvelables produites ou consommées localement.

Le cadre RT et les labels de performance énergétique qui s'appuient sur ce cadre ne permettent de définir et de réglementer qu'une performance conventionnelle, et ce sur un périmètre restreint (les 5 usages RT et sur un nombre de types d'espaces limité). Sa finalité n'est pas de prévoir des consommations réelles d'énergie mais d'améliorer une performance dite intrinsèque, et les retombées en termes de réduction nette des consommations d'énergie du secteur ne sont donc pas garanties. De plus, la valorisation accrue des énergies renouvelables produites ou consommées localement va exiger une meilleure maîtrise des besoins énergétiques réels avec comme enjeu la viabilité technico-économique des micro-réseaux thermiques et électriques.

Face à ces enjeux, il nous semble important d'étudier les retours d'expérience sur les consommations réelles tous usages. Dans la partie suivante, nous présentons les enseignements d'un ensemble de ces retours d'expérience.

B. Les retours d'expérience sur les consommations réelles

Une note présentée en juillet 2018 par les députés Jean-Luc Fugit et Loïc Prud'homme dans le cadre de l'Office parlementaire d'évaluation des choix scientifiques et technologiques (OPECST, 2018) pointe qu' « *alors que la Loi Grenelle a fixé des objectifs de réduction des consommations des bâtiments de 38% entre 2009 et 2020, celles-ci ont baissé de seulement 1% entre 2009 et 2016 pour le secteur résidentiel selon le Ministère de l'action et des comptes publics* (PLF 2017, Bleu budgétaire de la mission "égalité des territoires et logements") *, et ce malgré un investissement substantiel qui s'est élevé pour la seule année 2015 à 3,8 milliards d'euros en montant cumulé d'incitations financières en faveur de la rénovation énergétique*. »

Dans cette partie, nous proposons une analyse de consommations énergétiques observées se basant sur des enquêtes effectuées par l'ADEME et l'ARENE d'une part, et l'Observatoire de l'Immobilier Durable (OID) d'autre part. Nous avons également étudié les enseignements PREBAT sur les bâtiments basse consommation en exploitation publiés par le CEREMA.

Cette analyse permet pour plusieurs familles de bâtiments (logements, bureaux, commerces, enseignement, santé) :

- d'établir des valeurs repères pour les consommations tous usages
- de définir les tendances d'évolution des consommations et de constater leurs divergences par rapport à celles des performances théoriques telles que définies par la RT et les labels
- de constater l'importance croissante de facteurs n'appartenant pas à la définition de la performance intrinsèque encadrée par la réglementation tels que l'intensité et la nature des usages, la qualité de l'exploitation, et les comportements des usagers

1. Les statistiques de consommations réelles

L'ADEME et l'ARENE (niveau région) capitalisent de nombreuses statistiques sur la base de collectes de DPE et d'analyses sectorielles. Les chiffres clefs publiés annuellement par l'ADEME et les études complétées par l'ARENE fournissent des informations sur les consommations réelles des bâtiments par secteur.

L'Observatoire de l'Immobilier Durable (OID) publie chaque année un baromètre des performances énergétiques et environnementales des bâtiments tertiaires, basé sur des données collectées auprès de ses membres. Les indicateurs de consommation d'énergie finale et primaire par famille de bâtiments sont calculés sur la base de 4867 bâtiments pour une surface de plus de 16 millions de m².

a) Logements

Selon les chiffres de l'INSEE, au 1er janvier 2017, la France métropolitaine compte 34,8 millions de logements (INSEE, 2017) dont la surface moyenne est de 90,9m² en 2013 (INSEE, 2017). Cette surface moyenne demeure relativement stable depuis 2001. Ainsi la surface totale du parc résidentiel en France métropolitaine est estimée à 3,16 milliards de m².

Selon le rapport « Ménages & environnement, les chiffres clés – édition 2017 » du Commissariat Général au Développement Durable (CGDD), la consommation d'énergie finale du secteur résidentiel atteint 472TWh/an. La consommation en énergie finale du secteur résidentiel est donc estimée à 149,2kWef/m²/an. Ce même rapport constate une tendance à la baisse de la consommation totale d'énergie finale du secteur. Ces tendances sont illustrées par la figure 9 ci-dessous :

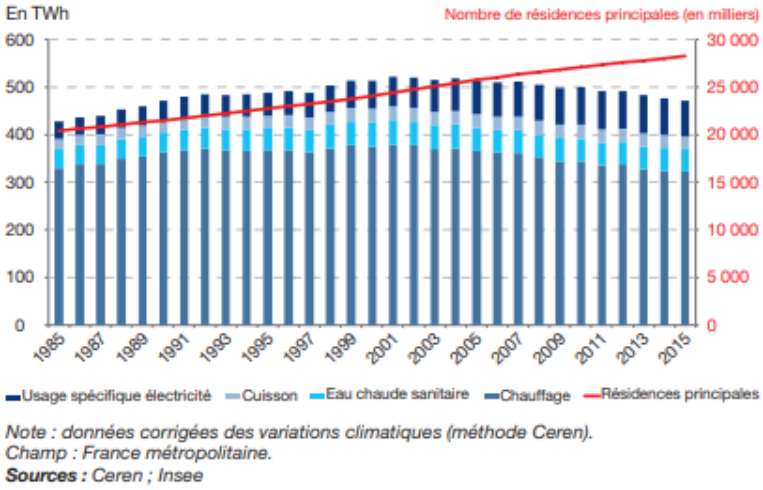


Figure 9 : Evolution de la consommation finale d'énergie du secteur résidentiel par usage, données corrigées des variations climatiques (Sources : Ceren, Insee)

La consommation liée au chauffage reste la consommation principale avec 323TWh/an et elle a baissé de seulement 2% depuis 1985. Dans le même temps, la consommation finale d'énergie liée aux autres usages augmente de 18% pour l'ECS et 17% pour la cuisson. La consommation liée à l'usage spécifique de l'électricité connaît quant à elle la plus forte augmentation (+111% !). En passant de 8% de la consommation finale d'énergie en 1985 à 16% en 2015, elle devient le deuxième facteur de consommation finale d'énergie du secteur résidentiel.

Le sujet des usages non-encadrés par la RT (ci-après mentionnés usages non-RT) est donc d'autant plus important qu'il prend une place grandissante dans les consommations d'énergie des logements et finalement annule une partie des économies d'énergie réalisées sur le chauffage via l'amélioration progressive de l'enveloppe. Le graphique ci-dessous illustre d'autant mieux l'évolution des consommations finales des résidences principales, par logement et selon l'usage :

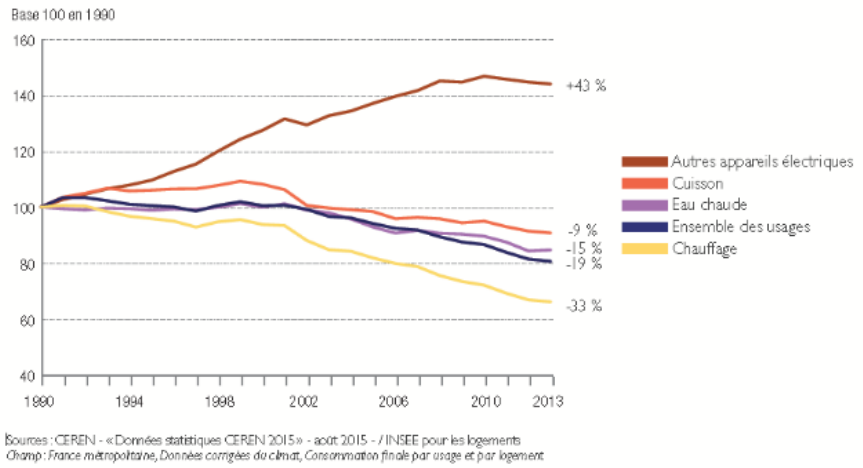


Figure 10: Evolution des consommations finales des résidences principales, par logement et par usage (Source : Chiffres clefs ADEME 2015)

Les retours d'expérience PREBAT (CEREMA, 2017) montrent par ailleurs que le froid alimentaire en logements représente entre 15% à 30% des consommations électriques totales et que le poste audiovisuel représente 10 à 25% des consommations électriques totales. Par ailleurs les consommations ECS et cuisson sont très dépendantes du comportement des usagers.

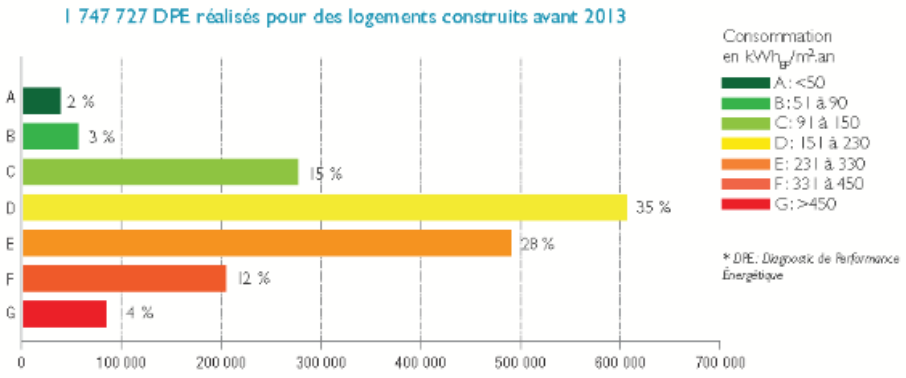
Nous voyons donc apparaître à travers ces données deux tendances contradictoires derrière la diminution apparente de la consommation d'énergie finale totale du secteur résidentiel :

- Une diminution des consommations de chauffage qui représente encore le poste principal de consommation du secteur
- Une augmentation des usages spécifiques de l'électricité

Les tendances concernant l'ECS et la cuisson ne sont pas les mêmes entre les données sectorielles et l'échantillon de résidences principales. Ce sont quoiqu'il en soit des usages de l'énergie fortement impactés par le comportement des usagers.

La diminution progressive des consommations de chauffage est vraisemblablement liée à l'amélioration progressive des caractéristiques thermiques du bâti.

L'obligation de transmission des données DPE lors de la vente ou de la location d'un bâtiment ou d'un logement, a permis à l'ADEME de collecter un grand de données permettant d'établir des statistiques sur les consommations d'énergie du parc de logements français :



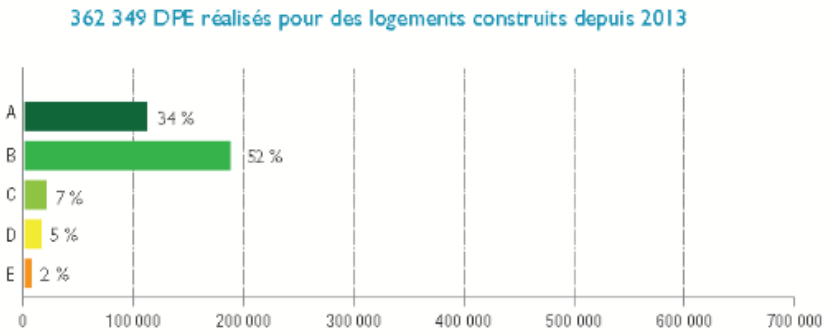


Figure 11: Statistiques de consommations issues des DPE collectés par l'ADEME pour les logements construits avant 2013 (en haut) et après 2013 (en bas) (Source : chiffres clefs ADEME 2015 – observatoire DPE décembre 2015)

Nous constatons que plus de la moitié des logements construits avant 2013 ont un DPE situé entre 151 et 330kWhep/m²/an (classes D et E). Les logements construits après 2013 affichent de meilleurs résultats et sont principalement classe A ou B. Cela traduit une amélioration manifeste des caractéristiques thermiques des constructions. Par ailleurs, l'enquête menée par l'ADEME (2013) sur la consommation énergétique des ménages pour les résidences principales avec chauffage et ECS individuel (échantillon permettant d'isoler totalement la consommation de ces ménages), met en lumière des chiffres établis sur la base de DPE (2399 logements) et d'une enquête sur site (5405 logements) :

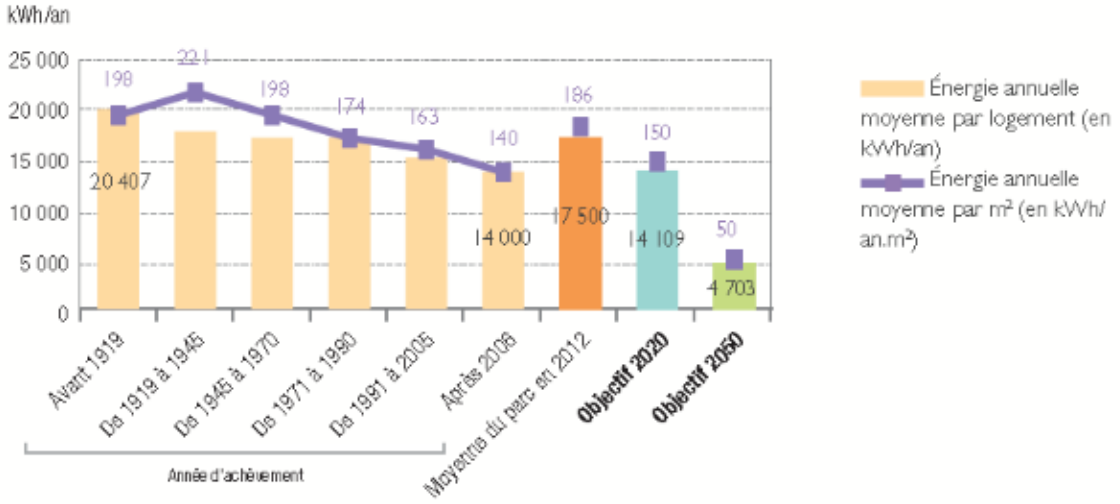


Figure 12: Evolution des consommations d'énergie primaire moyenne des logements (Source : Chiffres clefs ADEME 2015 - CGDD - « Consommation énergétique des ménages en 2012 » - Chiffres et statistiques n°645 - juin 2015 (à partir de l'enquête Phébus 2013)

Nous observons une tendance à la baisse des consommations en fonction des années de construction, conforme à celle suggérée par la collecte des DPE par l'ADEME. Cependant ces statistiques étant basées sur des DPE uniquement, elles ne peuvent pas refléter fidèlement les consommations réelles, les DPE ne pouvant afficher que des consommations réelles des trois dernières années à date du diagnostic, ou bien une consommation calculée selon la méthode conventionnelle.

Pour illustrer ce propos, le graphique suivant offre une vue de la répartition des énergies dans la consommation d'énergie finale des résidences principales :

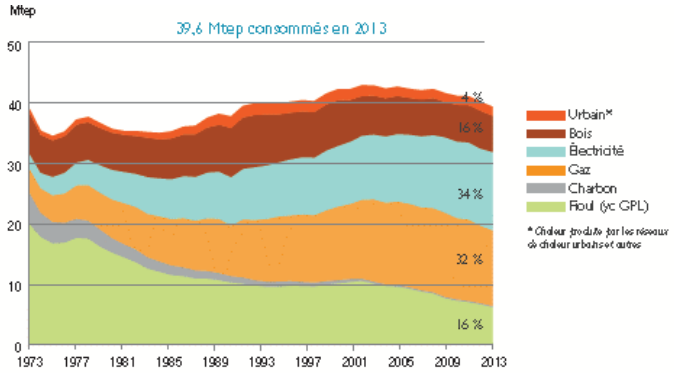


Figure 13: Répartition des énergies dans la consommation d'énergie finale des résidences principales (Source : Chiffres clefs ADEME 2015, données statistiques Ceren)

Nous observons que sur cet échantillon, 34% de l'énergie consommée est de l'électricité. Or, si cet échantillon est considéré comme représentatif, alors la consommation d'énergie primaire du parc résidentiel correspondant à la consommation en énergie finale de 149,2kWhef/m²/an devrait être de 229,4kWhep/m²/an, un chiffre nettement supérieur à la moyenne de 186kWhep/m²/an relevée dans les enquêtes basées sur les DPE citées ci-dessus. Cet écart pourrait s'expliquer par l'échantillonnage des enquêtes ou par la présence parmi les DPE collectés de résultats issus de la méthode de calcul conventionnelle plutôt que des factures énergétiques réelles.

Ces analyses nous permettent d'affirmer qu'il convient de ne pas confondre les évolutions encourageantes des étiquettes DPE avec les tendances d'évolution des consommations d'énergie réelles. Même si une tendance à la baisse est observée, des évolutions contradictoires se dégagent comme une augmentation importante des usages électriques « autres » ou « spécifiques » là où le chauffage tend à diminuer. Ainsi, à mesure que les performances du bâti s'améliorent, l'impact des usages spécifiques et du comportement des usagers augmente.

b) Bureaux

Dans le cadre de la mise à jour du bilan énergétique détaillé de la région Ile-de-France sur l'année 2009, l'ARENE a engagé une démarche permettant de mieux identifier les consommations d'énergie par secteur d'activité. De cette démarche a abouti la première étude ciblée sur les consommations d'énergie des bureaux en Ile-de-France pour l'année 2009 (ARENE, 2009). Les statistiques de consommations livrées par cette enquête sont résumés dans le tableau 1 ci-dessous :

Type d'établissement	Surface (millions de m²)	Consommations en kWhef/m²/an en 2009	Intensité énergétique par emploi en kWhef/emploi/an
Finances, Informatique, Telecom	10,8	206	6807
Autre privé	31,7	185	8984
Public	13,1	199	8428
Total Ile de France	55,8	193	8296

Tableau 1: Enquête ARENE IDF 2009 - statistiques des consommations énergétiques des bureaux en Ile de France

Par ailleurs, les ratios de consommation ADEME pour les administrations et bureaux à l'échelle nationale montrent une consommation de 266kWhef/m²/an (ADEME, 2015). La consommation énergétique moyenne des bureaux est donc comprise entre 193kWh/m²/an et 266kWh/m²/an. La figure ci-dessous donne les consommations moyennes des bureaux de la base de données de l'observatoire de l'immobilier durable (OID, 2017) :

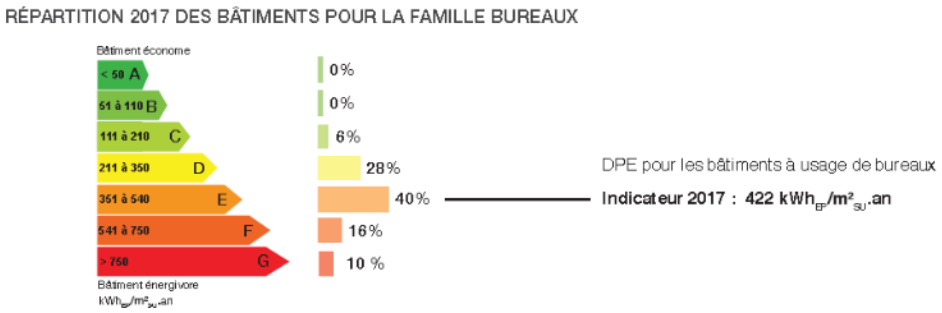


Figure 14: Répartition de la consommation des bâtiments de bureaux (Source : OID, Baromètre de la performance énergétique des bâtiments tertiaire 2017)

La consommation moyenne en énergie primaire est de 422kWhep/m²/an et correspond à une consommation en énergie finale de 193kWh/m²/an, ce qui est cohérent avec l'enquête ARENE 2009.

Au sein de ces statistiques, nous pouvons distinguer l'échantillon des bâtiments labellisés et/ou certifiés. Les bâtiments labellisés BBC Rénovation présentent des consommations moyennes de 360kWhep/m²/an. Les bureaux certifiés dans cet échantillon ont une consommation moyenne de 398kWhep/m²/an et ceux ayant un label de performance énergétique ont une consommation moyenne de 326kWhep/m²/an. Nous pouvons donc constater une consommation plus faible pour les bâtiments de bureaux labellisés et/ou certifiés.

Cependant, d'autres facteurs ont un impact sur ces statistiques de consommation. Les graphiques suivants montrent la répartition des consommations selon la localisation et la surface :

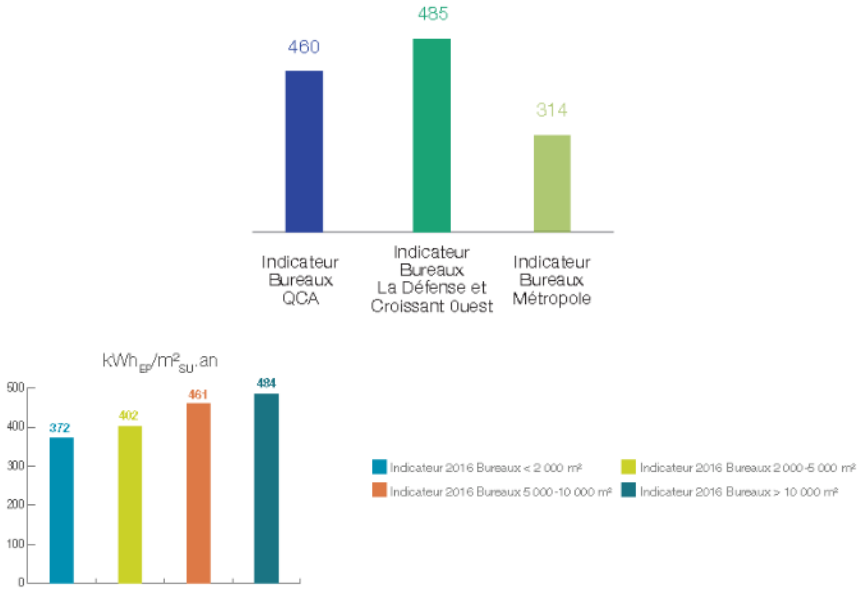


Figure 15: Répartition des consommations des bâtiments de bureaux selon la localisation (en haut) et la surface (en bas) - (Source : OID, Baromètre de la performance énergétique des bâtiments tertiaire 2017 et 2016 respectivement)

Les bureaux situés en région parisienne consomment plus que les bureaux en Métropole. De plus, on constate que plus la surface d'un bâtiment de bureau est grande plus son intensité énergétique est importante.

Selon l'enquête ARENE, en 2009, l'électricité représentait environ 2/3 des consommations dans les bâtiments de bureaux. Outre la diffusion du chauffage électrique, cette prédominance est également due à l'importance des usages spécifiques de l'électricité dans ce secteur (bureautique, technologies de l'information et des télécommunications, etc…). Cette tendance s'avère plus importante dans les bureaux du secteur privé que du secteur public où l'électricité ne représente que 50% des consommations. Ceci est attribué notamment à une importance moindre de la bureautique et de la climatisation. En étudiant les usages de l'énergie, l'ARENE constate que plus de 70% de la consommation d'électricité est due aux usages non thermiques.

Concernant l'évolution de ces consommations, le graphique suivant montre de manière intéressante la répartition des indicateurs de consommation par tranche d'âge de construction :

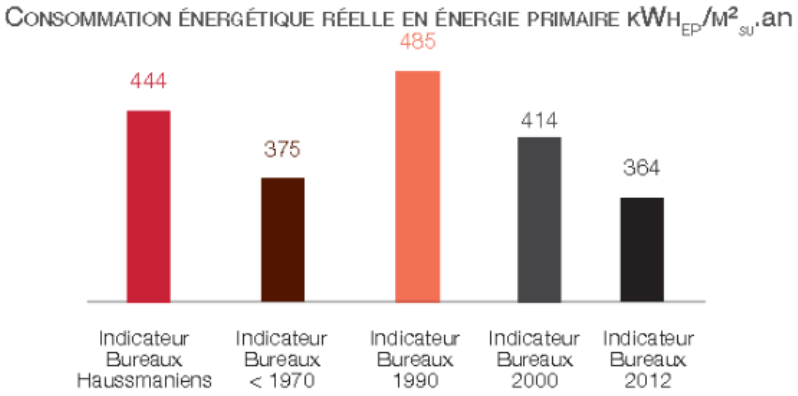


Figure 16: Répartition des consommations des bâtiments de bureaux selon les années de construction (Source : OID, Baromètre de la performance énergétique des bâtiments tertiaire 2017)

L'impact de l'amélioration successive des réglementations depuis les années 90 est visible sur ces statistiques, ce qui converge avec les statistiques de l'ADEME 2015 une tendance à la baisse de l'intensité énergétique dans ces catégories de bâtiments.

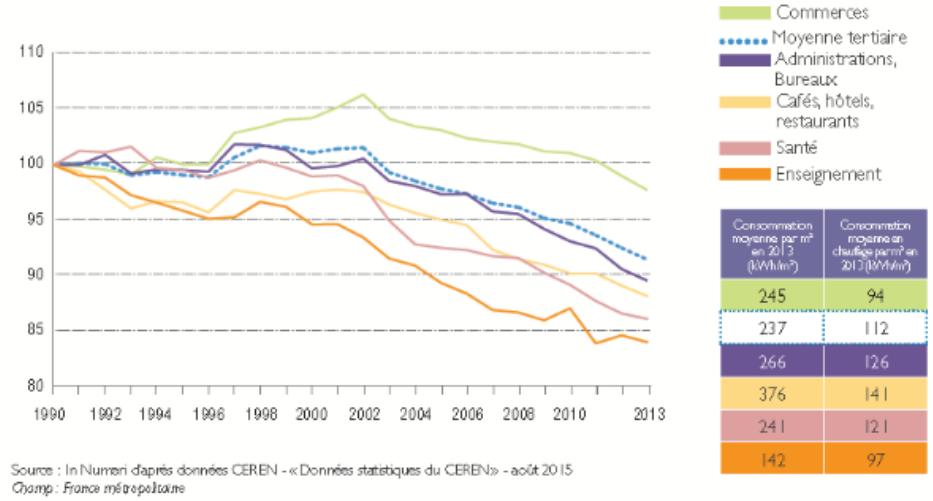


Figure 17: Evolution des consommations d'énergie finale par m² du secteur tertiaire par branche (base 100 en 1990) – (Source : Chiffres clefs ADEME 2015)

Toutefois, les chiffres clefs ADEME 2015 pour l'ensemble du secteur tertiaire, y compris la partie « administrations et bureaux », montrent une hausse globale des consommations en énergie finale, et ce malgré l'amélioration de la performance par m² :

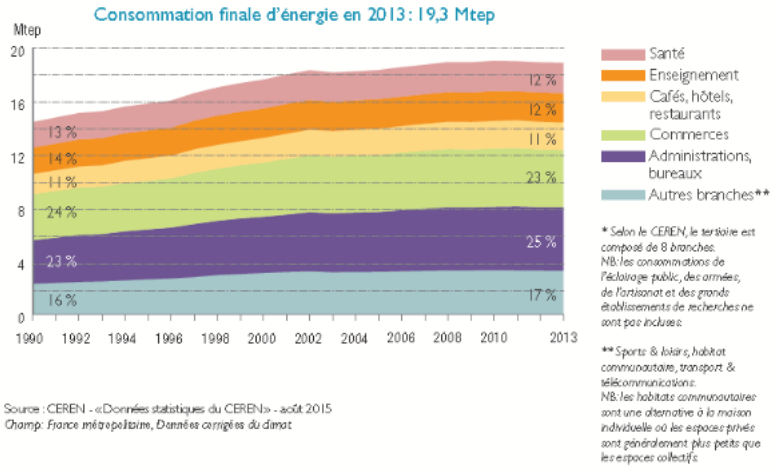


Figure 18: Consommation d'énergie finale du secteur tertiaire par branche (Source : Chiffres clefs ADEME 2015)

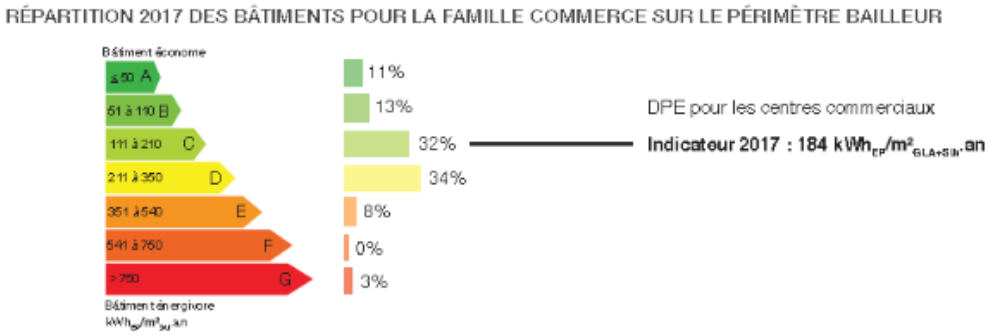
Ceci est interprété par l'ADEME comme le résultat des tendances contraires entre la réduction des besoins de chauffage liés à l'amélioration de la performance du bâti et des systèmes et l'apparition de nouveaux usages plus énergivores (bureautique, télécommunication, climatisation…).

En conclusion, nous observons que la consommation moyenne en énergie finale des bureaux est comprise entre 193kWhef/m²/an et 266kWhef/m²/an**.** Une tendance à la baisse de l'intensité énergétique des bureaux est constatée, en lien avec l'amélioration de la performance intrinsèque (RT, labels, certifications). Cependant, cette diminution ne se retrouve pas sur les consommations globales du secteur en raison de l'augmenntation de nouveaux usages énergivores. Ainsi, nous constatons que les bénéfices issus de la RT n'impactent qu'une partie des consommations d'énergie tandis que l'autre partie (usages non-RT) ne diminue pas, voire augmente.

La figure 18 ci-dessus montre que la tendance à la hausse légère concerne également le secteur de la santé, de l'enseignement et des commerces. Dans les parties suivantes nous étudions les statistiques de consommation de ces trois secteurs.

c) Commerces

Le graphique ci-dessous issu du baromètre 2017 de l'OID, représente les données de consommation des établissements de commerces sur l'échelle DPE en séparant le périmètre bailleur et preneur :



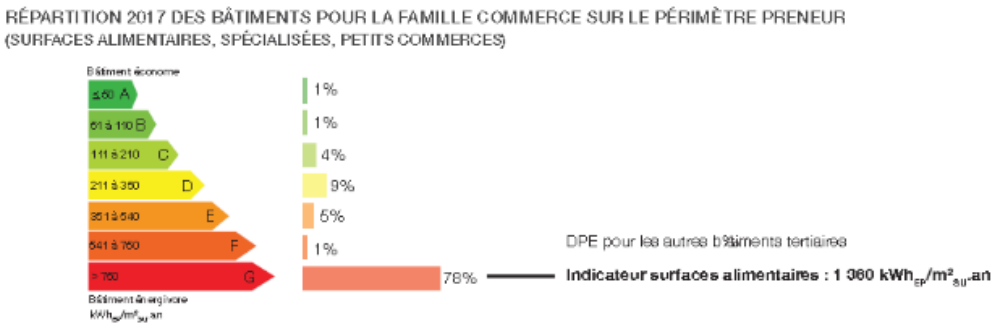


Figure 19: Répartition des consommations d'énergie primaire des commerces - périmètre bailleur (en haut) et périmètre preneur (en bas) - (Source : OID, Baromètre de la performance énergétique des bâtiments tertiaire 2017)

Les consommations pour le périmètre bailleur correspondent à une typologie composée de bâtiments regroupant un ensemble d'au moins 20 magasins et totalisant une surface commerciale utile (GLA) minimale de 5000m². Cet échantillon comprend uniquement des centres commerciaux à mail fermé et la surface moyenne des centres commerciaux de l'échantillon est de 23800m². 29% sont situés en Ile-de-France et 71% en région. La consommation moyenne est de 184kWhep/m²/an et de 90kWhef/m²/an (valeur en énergie finale issue du baromètre OID 2016).

Les grandes typologies de la famille commerces sur le périmètre preneur suivent les définitions et la nomenclature de l'INSEE pour les surfaces de Commerces en France. Nous remarquons que les consommations sur le périmètre preneur sont particulièrement élevées, avec une valeur moyenne de 1360kWhep/m²/an.

Les commerces sont caractérisés par la diversité des typologies et des valeurs de consommations énergétiques. Le baromètre 2016 de l'OID donne ainsi une description des valeurs pour plusieurs typologies :

- Surfaces alimentaires : 1348kWhep/m²/an, 632kWhef/m²/an
- Surfaces spécialisées textiles : 380kWhep/m²/an, 233kWhef/m²/an
- Surfaces spécialisées bricolage : 219kWhep/m²/an, 90kWhef/m²/an

Les surfaces alimentaires ont des consommations importantes, notamment en raison de la consommation liée au process de froid alimentaire. Il est admis que les grandes surfaces spécialisées regroupent une importante variété d'activités commerciales, ce qui ne permet pas une comparaison de la performance énergétique au sein de la même activité. Il existe ainsi de nombreux facteurs spécifiques à chaque domaine et à chaque site.

Une étude menée par l'ARENE Ile-de-France en 2008 (ARENE, 2008), réalisée auprès de 508 commerces et services de proximité permet de mieux connaître les besoins et usages énergétiques de leurs activités. L'échantillon retenu est constitué de 386 commerces répartis sur 14 secteurs d'activités et 122 services répartis sur 7 secteurs d'activités. Il s'agit en moyenne de commerces de moins de 5 employés. Les données de consommation sont extraites sur la base des factures énergétiques et se basaient donc les consommations réelles. Les résultats sont résumés dans le tableau 2 ci-dessous :

Secteur	Consommation en kWhef/m²/an	Consommation en kWh/employé/an
Commerces de proximité		
Boulangerie – Pâtisserie	601	23774
Restaurants	379	14993
Boucheries, charcuteries, traiteurs	307	9210
Pharmacies	294	7241
Cafés, tabacs, débits de boissons	289	10454
Bijouteries, horlogerie	244	6134
Supérettes et commerces d'alimentation générale	231	13741
Primeurs	209	7946
Parfumerie	204	6511
Librairie, papeterie	182	7974
Poissonneries	177	5774
Fleuristes	171	5262
Commerces habillement/chaussures	164	6437
Commerces automobiles	117	9575
Moyenne commerces	**294**	**11606**
Services		
Blanchisseries, teintureries	397	11998
Coiffeurs	335	5405
Photographes	247	11794
Agences immobilières	174	2663
Agences d'assurances	158	3177
Banques	130	2713
Garages (réparation auto)	87	16106
Moyenne services	**148**	**7464**
Moyenne commerces et services	**247**	**10477**

Tableau 2 : Enquête ARENE IDF 2008 - Statistiques de consommation d'énergie des commerces de proximité et services en Ile de France

Pour les commerces nous constatons une consommation moyenne en énergie finale de 294kWh/m²/an, ou 11606kWh/employé/an. Les services quant à eux ont une consommation moyenne en énergie finale de 148kWh/m²/an, ou 7484kWh/employé/an. La moyenne commerces et services s'élève à 247kWh/m²/an. Ces données sont assez proches de celles des chiffres clés ADEME 2015 (ADEME, 2015) qui révèlent une consommation moyenne des commerces de 245kWh/m²/an.

L'OID a rassemblé dans son baromètre annuel 2016 (OID, 2016) des valeurs pour les petits commerces de pied d'immeubles et pour les commerces spécialisés et alimentaires situés dans les centres commerciaux. Les chiffres, résumés dans le tableau 3 ci-dessous, sont issus d'une étude auprès de 400 boutiques situées dans différents centres commerciaux :

Type de commerce	**Consommation en kWhep/m²/an**
Equipement personnes/ménage	556
Services	592
Beauté/Santé/Luxe	717
Audiovisuel et électronique	755
Magasins spécialisés	836
Grandes surfaces	867
Alimentation	1175
Restauration	1553
Kiosque	1789

Tableau 3: Baromètre OID 2016 - Statistiques de consommation en énergie primaire par typologie de boutiques dans les centres commerciaux

Nous remarquons que les chiffres de consommation issus du baromètre OID sont plus élevés que ceux issus de l'enquête ARENE, par exemple :

- la restauration représente 1553kWhep/m²/an soit a minima 602kWhef/m²/an en tout électrique, contre 379kWhef/m²/an pour l'enquête ARENE
- les services représentent 592kWhep/m²/an soit a minima 229kWhef/m²/an en tout électrique, contre 148kWhef/m²/an pour l'enquête ARENE

Ceci démontre l'impact de la diversité et également de la gamme et met de nouveau en lumière l'impact de la spécificité de chaque site et de l'échantillon sur ces résultats.

Concernant le secteur du commerce, il nous paraît intéressant de regarder les tendances relevées par les statistiques ci-dessous concernant les consommations énergétiques réelles issues de collectes de factures :

- Les espaces sont particulièrement énergivores et les tendances de consommation générale du secteur dans son ensemble sont légèrement à la hausse depuis les années 90 (chiffre clefs ADEME 2015)

- Les consommations d'énergie sont très dépendantes de l'activité. Ce phénomène est particulièrement tangible et rejoint les tendances que nous avons relevées pour les logements et les bureaux

Ainsi la démarche d'efficacité énergétique dans les commerces dépend encore plus que pour les logements et les bureaux, de la maîtrise des usages « mobiliers » de l'énergie.

d) Enseignement

L'enquête ARENE Ile-de-France sur les consommations énergétiques des bâtiments d'enseignement franciliens réalisée en 2009 et publiée en décembre 2013 (ARENE, 2013) expose les chiffres suivants :

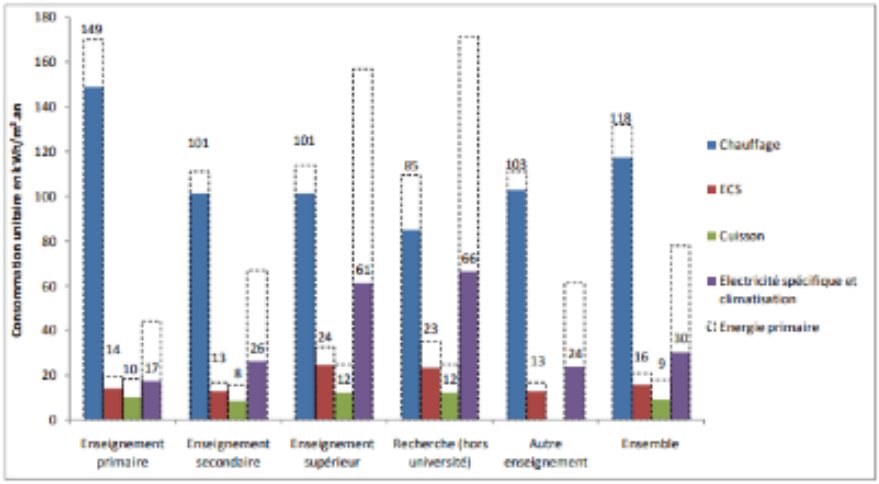


Figure 20: Statistiques de consommations d'énergie finale et primaire moyenne par type d'établissement d'enseignement (Source : ARENE 2009)

Les chiffres clefs ADEME 2015 donnent une consommation moyenne des bâtiments d'enseignement de 149kWhef/m²/an, ce qui se rapproche des données du graphique ci-dessus, établissant la consommation moyenne en énergie finale à 173kWhef/m²/an.

D'après ce graphique, nous observons que le chauffage est le principal poste de consommation des bâtiments d'enseignement franciliens. Les consommations d'électricité spécifiques sont quant à elles particulièrement élevées dans l'enseignement supérieur, ce qui peut être interprété par leurs usages spécifiques (activités de recherche et équipements spécifiques associés).

a) Santé

La consommation de 30 établissements franciliens du secteur de la santé a été analysée dans le cadre d'une enquête menée en 2008 par l'ARENE Ile-de-France et l'ADEME (ARENE, 2008). Une très grande hétérogénéité du type d'établissement de santé a été observée. Près d'une trentaine de catégories d'établissements ont été dénombrés.

La consommation d'énergie des plus grands établissements franciliens est directement corrélée à leur surface et elle permet de donner un ratio moyen de 270kWh/m²/an, dont 170kWh/m²/an pour le chauffage et 100kWh/m²/an pour les autres consommations d'électricité. Les chiffres clefs ADEME 2015 donnent une consommation moyenne de 241kWh/m²/an dont 121kWh/m²/an pour le chauffage. Les consommations d'électricité sont corrélées au nombre d'hospitalisations et augmentent en moyenne (à partir d'un seuil plancher) de 221kWh par nouvelle hospitalisation. Le nombre d'hospitalisations est un élément nécessaire mais ne semble pas suffisant pour mesurer la consommation d'énergie d'un établissement de santé. En effet, cet indicateur ne permet pas d'identifier la nature des soins prodigués

ou bien les activités spécifiques des établissements. De la même manière, la consommation par nombre de lits ne semble pas être un indicateur suffisant pour caractériser la consommation d'énergie.

Cette enquête souligne ainsi la corrélation entre le talon de consommation lié à la surface et le nombre d'hospitalisations. Mais elle pointe également le fait qu'il faudrait mieux caractériser les usages spécifiques de l'énergie (par exemple types de soin et équipements biomédicaux) pour améliorer les corrélations.

2. Les enseignements issus des bâtiments BBC

Le rapport « Bâtiments démonstrateurs à basse consommation d'énergie. Enseignements opérationnels tirés de 141 constructions et rénovations du programme PREBAT 2012-2017 » (CEREMA, 2017) propose un retour d'expériences sur 141 bâtiments labélisés BBC sur la période 2012-2017. L'instrumentation de ces bâtiments a permis de faire une évaluation complète du bâti, des systèmes de chauffage/ventilation/refroidissement, d'eau chaude sanitaire et d'éclairage, des autres équipements immobiliers et mobiliers ainsi que des installations photovoltaïques. L'étude a pour objectif de permettre des améliorations techniques, organisationnelles et comportementales sur la performance énergétique et la qualité d'usage.

L'échantillon couvre un ensemble varié de types de bâtiments, aussi bien la nature des travaux (neufs, de rénovation ou mixant les deux), que dans la nature de leur fonction (ou destination d'usage au sens de la réglementation thermique) et couvre toutes les zones climatiques françaises. Toutefois, ce dernier est constitué majoritairement d'opérations neuves (70%) et d'habitat (56%). Dans le tertiaire les fonctions les plus représentées sont les bureaux (18% du total de l'échantillon) et l'enseignement (15% du total de l'échantillon). Les surfaces des bâtiments s'étendent de 60m² pour une maison individuelle neuve à 290m² pour une maison individuelle rénovée, de 205m² pour un petit logement collectif neuf à 7300m2 pour la rénovation d'un grand ensemble de logements collectifs, de 310m² à 8890m² pour des bâtiments de bureaux, et de 430 à 3300m² pour des bâtiments d'enseignement.

Les consommations totales des bâtiments de l'échantillon varient entre 60 et 225kWhep/m²/an. Il nous semble intéressant d'observer les retours concernant la part dans les consommations des postes non-RT, résumés dans le tableau 4 ci-dessous :

Type de bâtiment	**% consommation non-RT / consommation totale**	**Consommation non-RT**	**Consommation RT**
Logements collectifs	33%	Entre 50 et 80kWhep/m²/an	80 à 140kWhep/m²/an
Bureaux	50%	Entre 20 et 120kWhep/m²/an	50 à 80kWhep/m²/an
Ecoles ou crèches	20%	Environ 20kWhep/m²/an	Autour de 80kWhep/m²/an

Tableau 4: Retours d'expérience PREBAT - Part des consommations non-RT (CEREMA, 2017)

La consommation d'énergie des bâtiments nouvellement construits du panel est très inférieure à celle de la génération de la réglementation thermique 2005. Il apparaît désormais que les consommations réelles de chauffage ont été drastiquement réduites et peuvent facilement descendre en dessous de

25kWhep/m²/an, notamment en habitat individuel. Ces consommations se trouvent ainsi réduites à un niveau comparable aux autres postes réglementés que sont l'eau chaude sanitaire et l'éclairage.

Cette étude fait ainsi émerger de nouveaux enjeux d'efficacité énergétique, comme par exemple ceux concernant l'eau chaude sanitaire, mais aussi sur les pistes de réduction des consommations des postes non-RT. Les consommations liées aux équipements mobiliers (informatique, multimédia, etc…) et immobiliers non réglementés (ascenseurs, fermetures, etc…) sont en effet équivalentes à la consommation des postes réglementés pour les bureaux et de l'ordre de 65kWhep/m²/an dans les habitations. Il semblerait que le choix et l'utilisation de ces équipements représentera à l'avenir un levier important de réduction des consommations d'énergie, en particulier pour les équipements bureautiques.

D'après ces retours d'expérience, en dépit du fait que les performances intrinsèques s'améliorent, des écarts importants sont constatés dans la réalité par rapport aux consommations théoriques. Les températures de consigne réellement pratiquées font varier la consommation jusqu'à 15kWhep/m²/an sur l'échantillon. La variation des conditions météorologiques peut entraîner des écarts de consommation allant jusqu'à 10kWhep/m²/an. Les usages non-RT représentent 50% des consommations de bureaux sur cet échantillon et 33% dans les logements. La consommation des postes RT en conditions réelles, à performance d'enveloppe donnée, varie de 2 à 70kWhep/m²/an en plus par rapport à l'objectif initial défini par le label de performance énergétique. Les évaluations ciblées sur l'enveloppe et les systèmes ne permettent d'expliquer qu'une partie de cet écart uniquement. L'exploitation des équipements techniques est également en cause.

Sidler (Enertech, 2010), à travers l'audit d'un bureau très performant, met en avant que construire et exploiter des bâtiments de bureaux qui consomment peu (<100kWhep/m²/an tous usages) est possible. Dans ces bâtiments le chauffage ne représente que 30% de la consommation tandis que le reste de la consommation est constitué d'usages spécifiques de l'électricité (>60%). Concernant le chauffage, il est particulièrement important de contrôler les niveaux de température intérieure et la qualité de la programmation des périodes de chauffage et de ventilation. Il faut mettre en place des usages électriques très performants puis contrôler tous les asservissement et former les usagers à la sobriété ainsi que réfléchir au moyen de pérenniser le bon fonctionnement des équipements. Il y a donc un rôle central à l'exploitation performante et aux usagers sobres pour ces bâtiments basse consommation. L'impact des usages non-RT est encore plus visible lorsque l'on étudie les consommations des commerces ou des hôpitaux.

3. Conclusion

Les enquêtes de l'ADEME, l'ARENE et l'OID nous permettent de constater des consommations relativement élevées au niveau des moyennes par secteur par rapport aux ordres de grandeurs des jalons représentatifs des évolutions réglementaires (RT 2005 : 150kWhep/m²/an, RT 2012 : 50kWhep/m²/an). Elles s'élèvent à environ 200kWhep/m²/an pour les logements, 250kWhep/m²/an pour les établissements d'enseignement, 400kWhep/m²/an pour les bureaux, et montent jusqu'à plus de 1000kWhep/m²/an dans certains commerces. Les consommations du secteur du logement montrent une tendance à la baisse légère et celles du secteur tertiaire dans son ensemble montre en tendance à la hausse légère. Ces résultats s'expliquent par des effets contraires. D'une part, nous constatons une amélioration des performances intrinsèques grâce à l'évolution des exigences RT et des labels de performance énergétique, d'autre part cette diminution est limitée voire compensée par l'augmentation d'autres usages énergétiques.

Par exemple, concernant les logements, la baisse relative des consommations par logement entre 1990 et 2013 est de 19%. En revanche, la consommation globale du secteur du logement est sensiblement la même sur cette période. L'augmentation de la taille du parc explique en partie le constat. En outre,

l'analyse des postes de consommation montre une hausse des consommations non-RT sur la même période (+43% contre -33% pour le poste chauffage).

De la même manière, les consommations des bureaux selon les années de construction évoluent à la baisse. Cependant, une consommation moyenne de 364kWhep/m²/an pour les bureaux réglementés par la RT2012 confirme que les usages non-RT représentent une part importante de ces consommations. De plus, les usages RT consomment potentiellement plus que la valeur conventionnelle en raison de l'intensité d'usage et des comportements.

Enfin, plusieurs retours d'expérience montrent que ce phénomène s'accentue sur les bâtiments basse consommation.

Nous voyons que les retours d'expérience montrent qu'il est impossible d'atteindre des objectifs de réduction globale des consommations d'énergie uniquement en améliorant la performance intrinsèque des bâtiments. La nature, l'intensité, la qualité d'usage d'une part et la qualité d'exploitation d'autre part sont indissociables de la performance énergétique. Et cette tendance s'accentue sur les bâtiments basse consommation, pour lesquels émerge un rôle central à l'exploitation performante et aux usages sobres.

Partant de ces constats, nous aborderons dans la partie suivante les mécanismes de garantie de performance énergétique qui permettent d'encadrer la consommation réelle mesurée, et sur un périmètre potentiellement plus grand que celui couvert par la RT.

C. La garantie de performance énergétique

Pour répondre à la problématique soulevée dans les parties précédentes, un outil existe déjà sur le marché : la garantie de performance énergétique. Cette garantie s'appuie sur des outils techniques visant à augmenter la garantie de performance réelle des bâtiments mais aussi à encadrer et suivre les variables en exploitation. Elle s'exprime juridiquement via un contrat de performance énergétique.

1. Définitions et concepts

a) CPE

Une garantie de performance énergétique s'exprime au travers d'un contrat de performance énergétique. Selon la directive Européenne du 5 avril 2006 (2006/32/CE), le CPE est défini comme « *un accord contractuel entre le bénéficiaire et le fournisseur d'une mesure visant à améliorer l'efficacité énergétique, vérifiée et surveillée pendant toute la durée du contrat, aux termes duquel les investissements (travaux, fournitures ou services) dans cette mesure sont rémunérés en fonction d'un niveau d'amélioration de l'efficacité énergétique qui est contractuellement défini ou d'un autre critère de performance énergétique convenu, tel que des économies financières* ».

Le cadre juridique des CPE en Europe a été successivement affiné par les directives 2006/32 du 05/04/2006, 2010/31 du 19/05/2010 et 2012/27 du 25/10/2012 et enfin par le paquet « hiver » de 2016. En France, le cadre juridique des CPE s'est décliné au travers de la loi POPE du 13/07/2005, la loi Grenelle 1 du 03/08/2009, la loi Grenelle 2 du 12/07/2010, et du rapport CPE du 03/2011 et enfin de la LTECV du 17/08/2015.

Les éléments caractéristiques d'un CPE peuvent être résumés ainsi :

- Le contractant d'un CPE fournit tous les services depuis l'audit, la conception et la mise en œuvre et le suivi des performances d'un projet d'économie d'énergie sur le site du client
- Les investissements pour la performance énergétique sont remboursés en tout ou partie par les économies d'énergie générées par le projet
- Le contractant d'un CPE assume la responsabilité contractuelle sur la performance énergétique visée par le projet et doit dédommager le client en cas de contre-performance

Le périmètre contractuel d'un CPE peut inclure tout ou partie des missions suivantes :

- Le préfinancement des actions d'efficacité énergétique
- La conception des actions d'efficacité énergétique
- La réalisation des actions d'efficacité énergétique
- L'exploitation et la maintenance des installations et équipements durant la période de garantie

L'architecture d'un CPE est constituée :

- De l'objet : une « cause impulsive et déterminante » du contrat qui est la diminution des consommations et des moyens (travaux et/ou fournitures et/ou prestation de services)
- De la situation de référence : surfaces, conditions d'usage du bâtiment et niveaux de service (températures, renouvellement d'air, types d'usages et durées…), mix énergétique, consommation de référence
- Des objectifs contractuels : quantités d'énergie économisées en énergie finale ou primaire, objectifs environnementaux complémentaires (réduction de GES, production ENR…), objectifs connexes (P1, travaux globaux…)
- De cas d'ajustements : ajustements récurrents (climat, volume d'activité…) et ajustements exceptionnels (clause de rencontre en cas de franchissement de seuils d'ajustements récurrents…)
- De la garantie de performance énergétique : assiette de calcul, définition de la réparation de la non-atteinte de objectifs (numéraire ou nature, réparation/pénalités, bonus/intéressement…)

Le tableau 5 présente les distinctions entre les trois grandes catégories de CPE :

CPE « fournitures et services »	**CPE avec travaux**	**CPE global**
1. Systèmes de gestion énergétique du bâtiment Services Autofinancement en 3-5 ans 2. Equipements de production, distribution ou équipements consommateurs d'énergie Services Autofinancement en 10-12 ans	Intervention sur l'enveloppe du bâtiment Services Pas d'autofinancement mais approche patrimoniale	Travaux Fournitures Services Pas d'autofinancement mais approche patrimoniale

Tableau 5: Les trois catégories de CPE

Les distinctions ci-dessus tendent à favoriser la dissociation des aspects « travaux d'économie d'énergie », dont la durée d'engagement est comprise entre 1 et 2 ans après réception, de ceux liés aux « services » d'exploitation-maintenance, dont la durée d'engagement est comprise entre 5 à 7 ans.

Selon le guide « méthodes et outils de la garantie de résultats énergétiques » (FBE, 2016), « *ces durées sont, en règle générale, trop courtes pour amortir l'investissement lié aux travaux d'économie d'énergie, notamment pour la partie « travaux » qui porte l'investissement le plus conséquent. Ainsi, tout en minimisant le risque de non recouvrement de l'investissement, la mise en place d'un mécanisme de*

vérification permet de valider, sans ambiguïté, l'atteinte d'objectifs de performance intermédiaires et de libérer le prestataire de son engagement contractuel. »

b) GPEI et GRE

En France, deux types de garanties ont été définies dans le rapport d'activité 2012 du Plan Bâtiment Durable (PBD, 2012), la garantie de performance intrinsèque (GPEI) et la garantie de résultats énergétiques (GRE) :

La GPEI est une performance simulée. Elle concerne la conception et les travaux jusqu'à réception. L'opérateur de travaux s'engage à atteindre une performance énergétique exprimée en consommation énergétique conventionnelle sur les 5 usages RT sous peine de reprendre les travaux et/ou dédommager le maître d'ouvrage au titre de sa garantie. Elle assure un niveau maximal de consommation énergétique, lié à un scénario d'utilisation adapté aux besoins du maître d'ouvrage et à des données pouvant différer des hypothèses prises dans le calcul réglementaire (par exemple : données météo). Mais elle sert essentiellement à resserrer la garantie d'avoir réellement les caractéristiques techniques demandées dans un marché de travaux et de réduire le risque lié à des incertitudes sur ces caractéristiques.

La GRE est une performance réelle mesurée en phase exploitation. Elle assure un niveau maximal de consommation énergétique réelle et mesurable. Cette GRE intègre donc l'exploitation et l'usage et elle s'étend sur plusieurs années après la réception des travaux de performance énergétique. Cette garantie est basée sur une référence qui peut évoluer en fonction des conditions d'usage. Elle donne lieu soit à une indemnité ou réparation, si les consommations réelles sont supérieures aux engagements et éventuellement, soit à l'intéressement du Contractant, si les économies réelles sont supérieures aux économies prévues. Sa durée est fixée entre les co-contractants : elle peut être très longue, comme dans certains contrats de Partenariat Public Privé (PPP) ou en cas de tiers-investissement, ou assez courte, le temps de faire la preuve tangible des performances du bâtiment en exploitation.

GRE et GPEI concernent aussi bien les bâtiments anciens rénovés que les neufs. Le schéma ci-dessous résume l'application de ces deux garanties le long des phases de vie d'un projet.

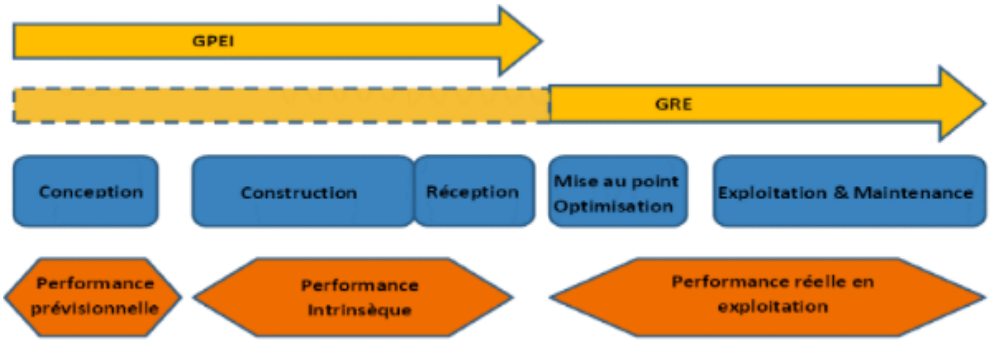


Figure 21: GPEI et GRE le long du cycle de vie d'un projet

c) GREi, GREe et GREo

En ce qui concerne la GRE, le guide « méthodes et outils de la garantie de résultats énergétiques » (FBE, 2016) définit trois nuances de GRE selon que l'on est en présence de travaux conséquents, de remise à niveau d'équipements ou simplement d'exploitation du site (FBE, 2016), illustrées sur la figure 22 ci-dessous :

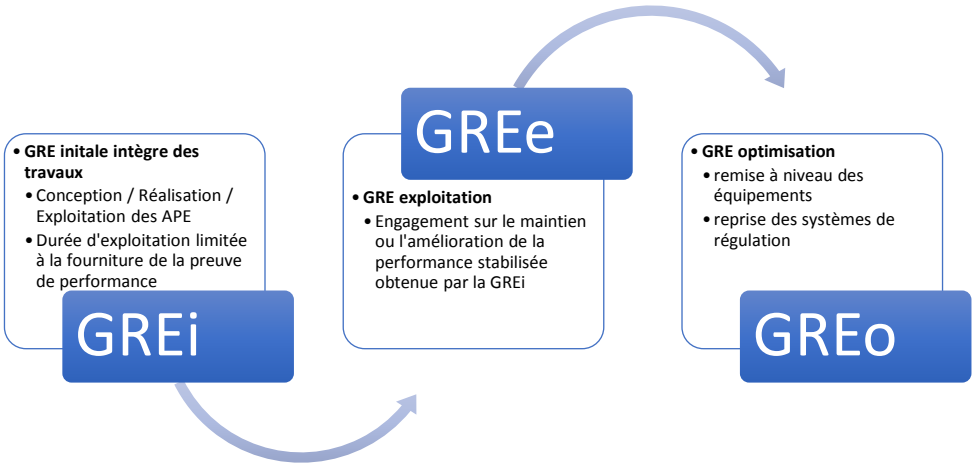


Figure 22: Articulation entre GREi, GREe et GREo (Source : Méthodes et outils de la garantie de résultats énergétiques, Fondation Bâtiment Energie, 2016)

La Garantie de Résultats Energétiques initiale (GREi) concerne les opérations de travaux importants combinant des actions sur le bâti et les systèmes techniques. Sa durée courte doit cependant être nécessaire et suffisante à assurer la démonstration de l'atteinte de la performance contractuelle, mesurée en conditions réelles. Contrairement à la GPEI, la GREi ne libère en rien le prestataire de ses responsabilités contractuelles à la réception. Il doit attester par la mesure continue des consommations d'énergie, que le gain de performance est atteint conformément à l'objectif assigné contractuellement. Cette période correspond à celle d'un « CPE Travaux » et s'étend sur 1 à 2 ans après réception.

La Garantie de Résultats Énergétiques d'exploitation (GREe), consiste à exploiter le bâtiment et les actions de performance énergétiques (APE) ayant été mises en place au cours de la GREi, de manière optimale, dans un processus contrôlé par une mesure continue de la performance énergétique. Elle concerne essentiellement des opérations de services pour lesquelles la part de prestations d'exploitation, de monitorage, de maintenance préventive, de maintenance curative, et de suivi, est très supérieure à la part de fournitures ou de travaux d'amélioration. A la différence d'une prestation d'exploitation multi-services classique, cette prestation comprend la mesure en continue de la performance énergétique et des niveaux de qualité de services et fait l'objet d'une garantie chiffrée par le prestataire. Cela correspond à un « CPE fourniture et services » dont la durée typique sera comprise entre 5 et 7 ans.

La GREo est une opération de travaux et/ou de services d'amélioration de la performance qui se distingue des autres GRE par le fait qu'elle ne change pas fondamentalement la conception des solutions techniques des APE, comme c'est le cas dans la GREi. La GREo vise à rétablir la performance des APE qui seraient, naturellement ou accidentellement, dégradée par le vieillissement ou tout événement exceptionnel imprévu.

d) Les principaux périmètres de responsabilité

Le guide « méthodes et outils de la garantie de résultats énergétiques » (FBE, 2016) définit différents schémas de contractualisation en fonction de qui porte la responsabilité et à partir de quand, dans le cadre du déroulement d'un projet de CPE.

Le Schéma 1 (GRE « portée à 100% par le prestataire ») : le prestataire prend une responsabilité totale. Il intervient très en amont du projet, dès l'établissement de l'audit énergétique et propose les programmes performanciels prévisionnel et définitif avant de réaliser ses travaux et/ou services. Le donneur d'ordre accepte ou non les propositions qui lui sont faites aux différentes étapes. Ce schéma correspond typiquement au schéma pratiqué sur le marché des entreprises de services énergétiques (ESE, ou ESCO pour *energy service company* en anglais) pour des projets sur les systèmes.

Le Schéma 2 (GRE « partagée ») : l'audit énergétique et le programme performanciel prévisionnel sont réalisés par le donneur d'ordre, sous sa responsabilité. Ceci ne préjuge pas du choix final des solutions techniques qui seront mises en œuvre. Une consultation est organisée pour sélectionner un contractant qui finalise la conception, met en œuvre et suit en exploitation. C'est typiquement la méthode suivie pour organiser un dialogue compétitif, particulièrement adapté si l'on vise des performances élevées, comme pour les marchés publics de performance énergétique (MPPE anciennement CREM).

Le Schéma 3 (GRE « conception assistée par le prestataire ») : les solutions techniques des actions de performances énergétiques sont définies par le donneur d'ordre. Puis elles sont vérifiées du point de vue de l'atteinte des objectifs du programme performanciel prévisionnel par le contractant. Ce dernier schéma peut correspondre à une situation où un futur exploitant portera une garantie de performance et a été sélectionné en amont pour vérifier que les caractéristiques techniques du site qu'il va piloter sous garantie sont conformes. Cela peut correspondre également à un marché REM (Réalisation – Exploitation – Maintenance).

e) Economies partagées et économies garanties

Les ESCO sont les entreprises qui fournissent des services spécialisés sur les projets d'économie d'énergie et sont capables de s'engager sur des performance énergétiques contractuelles. Les ESCO pratiquent deux types de schémas contractuels de CPE : les schémas d'économies partagées (*shared savings scheme*) et d'économie garantie (*guaranteed savings scheme*).

Dans le schéma d'économies garanties, l'ESCO fournit un service au propriétaire incluant l'audit, la conception, les travaux et le suivi post-amélioration. Le coût du projet est entièrement porté par le propriétaire. Un mécanisme de bonus/malus ou autre est défini en rapport à l'atteinte de l'objectif contractuel de performance.

Dans le schéma d'économies partagées, l'ESCO fournit le même service mais en plus elle finance les travaux puis se rembourse sur une partie du flux d'économie d'énergie qu'elle partage avec le propriétaire du bâtiment. Cela n'est donc accessible qu'aux ESCO avec une certaine capacité financière ou une bonne capacité pour obtenir des financements, ce qui est souvent la limite de ce schéma.

2. Etat des lieux en France et à l'international

Selon le US Departement Of Energy (DOE, 2013), l'utilisation des CPE apporte plusieurs avantages, comme la garantie d'amélioration des performances, la réduction réelle de la facture énergétique et l'amélioration de la performance des installations du site (Xu et al., 2011 ; Polzin et al., 2016 ; Winther et al., 2017).

Plusieurs veilles globales ou locales sur les CPE soulignent néanmoins qu'il y a toujours des obstacles au déploiement de cet outil. Selon le projet européen Transparense (Garnier, European EPC Market Overview 2013), les entreprises de service énergétique (ESCO) et les bénéficiaires (Maître d'Ouvrage) font tous deux face à des difficultés concernant la complexité des projets de CPE et à des sujets d'accès aux financements pour ce type de projet. La question de la gestion financière est au centre du concept du CPE. L'équilibre financier de ce type de projet dépend fortement de l'atteinte des économies d'énergie en conditions réelles. Ainsi, la fiabilité de la prédiction des économies d'énergie faite en phase amont est critique et cela soulève un véritable challenge du point de vue technique (Lee et al., 2013 ; Qian et al., 2014 ; Lee et al., 2015 ; Garbuzova et al., 2016).

Painuly (Painuly et al., 2003) rappelle par ailleurs que le marché des ESCO est encore naissant dans de nombreuses économies émergentes à cause de barrières liées à l'accès aux marchés, aux financements et aux institutions ou encore à des prix de l'énergie mal définis. The International Energy Association's Demand-Side Management Implementing Agreement's Task X (IEA DSM task X, 2003) a identifié des

obstacles similaires au développement des ESCO : Manque d'information et de compréhension sur les opportunités offertes par l'efficacité énergétique, manque de culture du financement de projet, règle de marchés publics qui excluent les ESCO, prix de l'électricité bas, risques liés aux nouvelles technologies, lourdeur administrative qui ne permet qu'à de grands projets de se réaliser et manque de formation aux pratiques de contractualisation des CPE de la part des institutions financières.

Cette partie donne un aperçu du déploiement de cet outil permettant de garantir les consommations d'énergie dans plusieurs pays. Cet aperçu n'est pas exhaustif mais permet de donner les tendances des marchés des CPE, les performances, les temps de retours et durées d'engagement typiquement visés, la nature des contractants, les types de contrats, les bâtiments cibles, les types d'APE et les retours d'expérience sur les performances atteintes. Ceci nous permet d'apprécier l'étendue actuelle de la maîtrise et de la prise de risque.

Nous nous appuyons ici sur des statistiques collectées aux Etats-Unis, en France et en Chine grâce aux études suivantes :

Aux Etats-Unis, une veille du marché des CPE a été effectuée par Larsen (Larsen et al., 2012) et une estimation du potentiel de ce marché a été effectuée par Stuart et al. (2014). Cette enquête utilise une base de données de 3250 projets élaborée par le *Lawrence Berkely National Laboratory* (LBNL) et le *National Association of Energy Service Companies* (NAESCO). L'étude estime que cette base de données représentait en 2012 environ 20% du marché des ESCO.

En Chine, Zhang (Zhang et al., 2018) a effectué une veille des CPE avec l'aide de la China Association of Building Energy Efficiency (CABEE). 272 projets ont été identifiés dont 12 terminés, répartis sur différentes zones climatiques de Chine.

En France, l'Observatoire des Contrats de Performance Énergétique (OCPE) capitalise les enseignements des projets de CPE en France. Le rapport sur les chiffres clés de l'observatoire des CPE (OCPE, 2017) restitue les observations relatives au recensement de 250 CPE. Ce recensement concerne pour l'essentiel des projets publics (86% des projets répertoriés), ce qui est principalement dû au mode de recensement qui s'est concentré sur les avis BOAMP (Bulletin Officiel des Annonces des Marchés Public). Le recensement des projets privés est moindre faute d'une visibilité similaire.

a) Périmètre et type de contrats

Aux Etats-Unis, le modèle d'économies garanties est le plus utilisé, notamment dans le public, alors que le modèle d'économies partagées est peu utilisé. Le secteur privé utilise également des contrats de conception/réalisation mais sans engagement de performance qui correspondent plutôt à des cas de rénovations lourdes dans le cadre de la gestion des actifs. Concernant le type de projets, dans le public la majorité sont des écoles et des bureaux tandis que dans le secteur privé, la majorité des projets sont des bureaux et des sites industriels. Le secteur du logement est très peu concerné. Sur la base de données LBNL/NAESCO, 85% des maîtres d'ouvrage sont publics.

La tendance du marché américain est à l'augmentation du périmètre et du nombre des opérations d'amélioration de la performance énergétique, et donc de l'investissement, comme le montre la figure 23 ci-dessous :

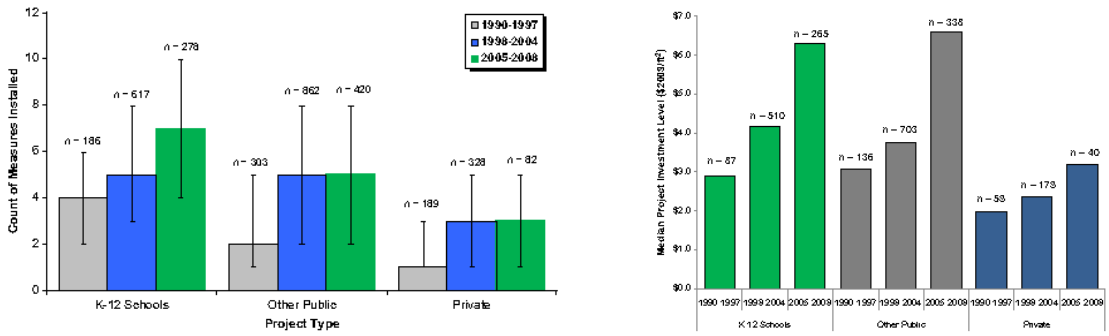


Figure 23: Evolution du nombre moyen d'APE installées par projet (à gauche) et de l'investissement moyen par m² (à droite) pour les projets d'enseignement public, autres projets publics et privé aux Etats-Unis (Source : Larsen et. al, 2012)

Larsen (Larsen et al., 2012) estime que la taille du marché des ESCO aux Etats-Unis est similaire à celle de l'Allemagne, de la France et de Chine comme illustré par la figure 24 ci-dessous :

Recent ESCO industry size estimates by selected country.

Country	Estimated ESCO industry size ($ million)	Source
China	$5,500[a]	EMCA and ICF [27]
United States	~ $5300	Authors
Germany	~$3900-$5200	Bertoldi et al. [32]
France	~$4000 – $5000	Duplessis et al. [3]; Bertoldi et al. [32]
Italy	~$640	Bertoldi et al. [32]
Spain	~$640	Bertoldi et al. [32]
Switzerland	~$170-$300	Marino et al. [10]
Denmark	~$180-$190	Bertoldi et al. [32]
Japan	~$374	Murakoshi [28]
Romania	~$50	Marino et al. [10]

Figure 24: Estimation du volume du marché des ESCO avec engagement contractuel de performance dans plusieurs pays (Source : Larsen et. al, 2012)

Le marché des ESCO américain a été évalué à environ 6 milliards $ (Satchwell et al., 2014). Stuart et al. (2014) ont effectué un suivi et des projections concernant la taille de ce marché dont on constate sur la figure 25 qu'il est en augmentation :

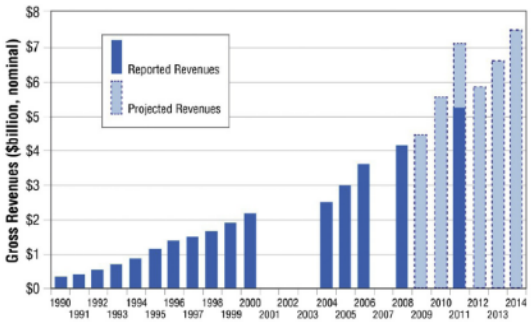


Fig. 5. LBNL estimates of reported and projected ESCO industry revenues: 1990–2014.

Figure 25: Suivi et estimation du volume du marché des ESCO aux Etats-Unis (Source : Stuart et al., 2014)

En Chine, le marché de la performance énergétique dans le bâtiment est estimé à 400 milliards RMB (~55 milliards €) et connaît une croissance de 15% par an. Depuis 1996 la Chine s'inspire des expériences occidentales pour déployer les CPE (Liu et Lei 2009, Lv et Wang 2011) dans les segments les plus énergivores de l'industrie, des bâtiments et des transports (Zhang et al., 2011). Le graphique ci-

après illustre l'évolution du nombre d'ESCO en Chine et l'évolution des investissements dans les CPE tous secteurs confondus et pour le secteur du bâtiment. Nous voyons sur la figure 26 que ce dernier marché est en augmentation également mais les investissements dans ce secteur sont relativement récents (à partir de 2010) :

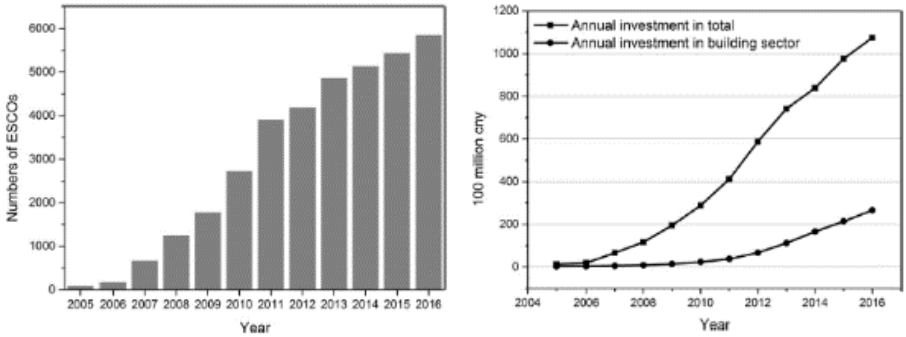


Figure 26: Evolution du du nombre d'ESCO (à gauche) et du volume du marché des ESCO total (à droite - courbe du haut) et pour le secteur du bâtiment (à droite - courbe du bas) en Chine (Source : Zhang et al. 2018)

Ainsi, les CPE en Chine ont connu un développement rapide sur des secteurs industriels tels que les cimenteries. Mais pour le secteur du bâtiment, la progression est plus faible. La maîtrise d'ouvrage est également majoritairement publique représentant 87,9% des projets de la veille. Etant donné qu'aucun projet recensé ne rénove l'enveloppe dans cet échantillon, les niveaux d'investissement sont relativement faibles par projets (<150RMB/m², soit environ 20€/m² là où une rénovation énergétique de l'enveloppe augmente le budget entre 300 et 400RMB/m²) et il en va de même des économies visées.

En France, les statistiques de l'OCPE, représentées sur la figure 27 ci-dessous, illustrent les montants des investissements en fonction des économies d'énergie visées. La tendance est exponentielle, mais une forte dispersion des points est constatée car seuls 33 CPE permettaient une telle comparaison.

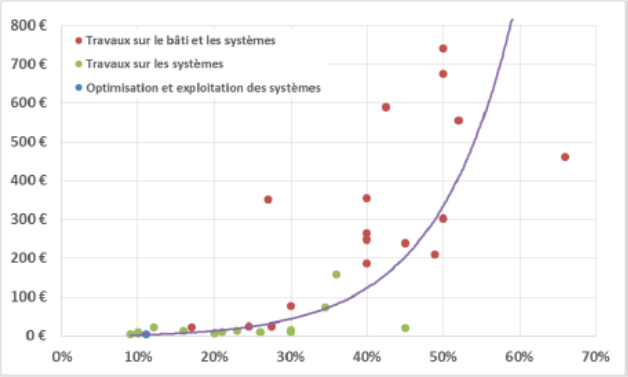


Figure 27: Montant moyen investi par m² (€HT/m²) en fonction des objectifs d'économie d'énergie sur 33 CPE (Source : OCPE, 2017)

D'après Maître Ortega (communication personnelle, 2016), il y a eu une première vague de CPE depuis les années 70 concernant principalement le poste chauffage. Ces projets pouvaient être considérés comme des « CPE » sur le plan technique mais pas sur le plan juridique. En effet, les clauses étaient écrites de telle manière qu'il y avait toujours une sortie en cas de contre-performance. Cette situation a évolué en un marché de garantie de consommation. Ceci signifie que l'on est passé d'une obligation de moyens à une obligation de résultats. C'est sur cette nouvelle vague de CPE plus récents que nous analysons les tendances à notre disposition. Les opérations répertoriées par l'Observatoire des Contrats

de Performance Energétique (OCPE) ont été contractualisées par les acheteurs publics principalement sous l'une des trois formes suivantes :

- Marché public de service ou mixte fourniture/service en cas de livraison de l'énergie par le titulaire du CPE
- Marché public global de type Réalisation Exploitation Maintenance (REM) ou Conception Réalisation Exploitation Maintenance (CREM) de l'article 73 du code des marchés publics
- Un contrat de partenariat issu de l'ordonnance du 17 juin 2004 pour l'Etat, et des articles L1414-1 et suivants du Code Général des Collectivités Territoriales pour les collectivités et acheteurs assimilés

Depuis le 1er avril 2016, les marchés publics globaux de performance et les marchés de partenariat se substituent à ces deux dernières formes contractuelles. Les acheteurs privés peuvent quant à eux contractualiser sous des formes plus libres. Les résultats de l'OCPE sont ainsi répertoriés en trois catégories :

- Les contrats privés
- Les marchés publics de performance énergétique (MPPE)
- Les contrats de partenariat de performance énergétique (CPPE)

La fourniture de l'énergie est parfois intégrée aux CPE examinés dans le cadre de l'OCPE. Ceci concerne notamment des projets où la production d'énergie est assurée par des chaudières bois et des contrats qui viennent se substituer à d'anciens contrats P1/P2/P3. L'échantillon comporte également 17 projets portant sur le neuf. La grande majorité des CPE est constituée de marchés publics notamment via les communes, les établissements publics/sociaux d'habitation et les conseils régionaux. Les marchés globaux de performance (CREM ou MPPE) couvrent autant des périmètres purement systèmes que systèmes + enveloppe. La figure 28 ci-dessous montre l'évolution du nombre de CPE lancés en fonction de la nature juridique :

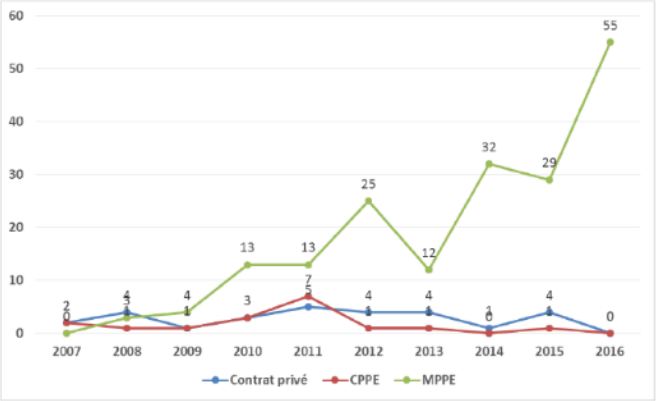


Figure 28: Evolution du nombre de CPE lancés en fonction de la nature juridique (Source : OCPE, 2017)

Une forte progression du nombre de CPE peut être observée depuis 2012. Les premiers contrats publics ont été lancés avec des financements privés dans le cadre de la procédure des contrats de partenariat depuis 2007. Mais la mise en œuvre des marchés publics globaux de performance constitue maintenant le principal moyen de contractualisation.

Aux Etats-Unis, ce sont les bâtiments d'enseignement qui sont majoritaires (45%). Puis viennent les administrations gouvernementales (29%) et les hôpitaux publics (8%). Viennent ensuite les bâtiments tertiaires privés (6%) et les industries (4%). Les autres segments, notamment le résidentiel, sont très peu représentés sur ce marché.

En Chine, ce sont également les bâtiments publics qui font l'objet de la majorité des projets de CPE, notamment les administrations gouvernementales, des universités et des hôpitaux publics. Le secteur privé est minoritaire et les projets sont concentrés sur des bureaux, hôtels et centres commerciaux.

En France, deux cas courants relatifs au secteur public peuvent être mentionnés :

- Public - habitat social : démarche de lutte contre la précarité énergétique pour les locataires sociaux et de maîtrise des charges
- Public - collectivité locale : démarche connectée à un objectif plus large de développement durable

Les CPE portés par une maîtrise d'ouvrage publique sont majoritairement portés par les collectivités territoriales en termes de nombre d'opérations. Les CPE municipaux se distinguent de ceux des départements et régions en ce qu'ils concernent des bâtiments d'usages variés (école, salle polyvalente, ateliers, bureaux, etc…) alors que les départements et régions se concentrent pour l'instant sur les collèges et lycées. Les bailleurs sociaux portent 18% des CPE. Ceci montre que le CPE est adapté dans le résidentiel dès lors que le propriétaire dispose d'une capacité de financement pour valoriser son patrimoine.

C'est sur le résidentiel et l'enseignement que se trouvent la majorité des opérations sur le bâti. Le tertiaire municipal se limite plus souvent à des interventions sur les systèmes.

Concernant le tertiaire privé, la valeur d'un immeuble de bureaux est liée à la qualité de la signature sur l'actif et à la valeur actualisée des flux de loyer. La valorisation passe d'abord par des démarches de certifications environnementales. Les démarches type CPE peuvent se rajouter à cela mais le critère est purement financier. Il peut servir un argumentaire de type « charges garanties ». Il s'agit d'un outil d'accélération de commercialisation.

Enfin, les projets de GRE sur les bâtiments neufs ne correspondent pas exactement à la définition des CPE retenue par l'OCPE. Leur apparition est récente et l'OCPE explique cette situation comme le résultat de deux phénomènes :

- Les maîtres d'ouvrage ont constaté que malgré les niveaux ambitieux promus par la RT2012, les consommations énergétiques annoncées en conception ne correspondent pas à celles mesurées en exploitation. Le CPE leur offre alors une garantie que ne leur propose pas le système assurantiel
- La croissance des CPE sur le marché de l'existant a participé au développement d'une culture de la performance énergétique et a conduit les acteurs à développer des compétences qui bénéficient au marché du neuf

En synthèse, les statistiques montrent que, même si les périodes de démarrage de ces types de projets sont différentes selon les pays, la tendance actuelle est à l'augmentation du volume du marché.

Le schéma d'économies garanties est beaucoup plus utilisé que le schéma d'économie partagée, montrant que l'investissement est majoritairement porté par les donneurs d'ordre. Ces derniers sont majoritairement publics. Les administrations et bâtiments d'enseignement publics sont les cibles majoritaires des CPE. Les hôpitaux publics font également l'objet de CPE mais dans de moindres proportions. La France se distingue par le fait d'avoir réussi à déployer des CPE dans le résidentiel via les bailleurs sociaux.

Le secteur privé est peu proactif sur ce marché car seuls les projets tertiaires haut de gamme se servent de ce dispositif à des fins de valorisation accrue de l'actif notamment via une garantie de charge.

Nous notons l'apparition du neuf dans les statistiques de CPE montrant un souhait des Maîtres d'Ouvrage de retrouver une cohérence avec les niveaux théoriques ambitieux définis dans le cadre RT.

Les projets portés à 100% par les ESCO, qui s'avère être un moyen de mobiliser du financement privé, ont une portée limitée en investissement et donc en performance énergétique atteignable.

A mesure que les ambitions montent en termes de performance énergétique, les investissements augmentent et permettent de diversifier les APE et augmenter les économies d'énergie. C'est le schéma d'économies garanties qui est alors appliqué. Ce sont les financements publics qui sont majoritairement mobilisés. Ces cas correspondent à une GRE « partagée », en GREi et utilisent typiquement à une procédure de dialogue compétitif.

Dans le cas du privé, de tels investissements surviennent dans le cadre d'une valorisation d'actif et la performance énergétique est embarquée dans le projet, avec une obligation contractuelle ou non. Ces cas correspondent à une GRE « conception assistée par le prestataire », en GREi et correspond à un marché de travaux classique suivi par un CPE en exploitation ou bien à un marché de travaux complété d'une garantie de consommation sur une courte durée après réception.

Entre les deux derniers cas, de nombreuses nuances de CPE existent avec une part plus ou moins grande de travaux imposés et une latitude plus ou moins importante laissée aux groupements pour proposer des APE supplémentaires pour atteindre les objectifs de performance. Les projets choisissant la GRE partagée, correspondant à un marché de conception – réalisation – exploitation - maintenance, sont ceux qui visent des performances réellement élevées. Ce sont les projets dont l'ADN est la performance énergétique et non ceux où la performance énergétique est embarquée avec un projet de requalification/rénovation.

b) Les performances et les temps de retours sur investissement

Aux Etats-Unis, d'après Satchwell et al. (2012), le temps de retour moyen des projets portés par les ESCO est passé de 1,9 ans à 3,2 ans dans le privé et de 5,2 ans à 10,5 ans dans le public entre 1990 et 2008. Les temps de retour sont plus courts pour l'éclairage, puis s'allongent pour les actions sur les systèmes CVC, l'enveloppe et enfin la production locale d'énergie. Les temps de retour sont plus longs dans le public que dans le privé, sauf pour l'enveloppe, dénotant une moindre intensité énergétique dans le public. Les économies d'énergie réalisées sont comprises entre 20% et 30%.

Par ailleurs, l'assiette de calcul des économies d'énergie est la consommation totale pour plus de la moitié des projets publics et la consommation ciblée d'un équipement pour un tiers des cas. La proportion est inversée dans le privé. Ainsi, quand on parle d'économies d'énergie relative, il existe de nombreux cas où cela correspond uniquement à une fraction de la consommation d'un bâtiment.

En Chine, la durée moyenne d'engagement des CPE est de 5,7 ans, avec des durées qui varient entre 2,5 ans et 8 ans. Le temps de retour moyen est de 2,8 ans, avec des durées comprises entre 1,8 ans et 4,4 ans. Souvent le temps de retour correspond à environ la moitié de la durée du contrat. Concernant les solutions mises en œuvre, beaucoup de projets mettent en œuvre du « smart monitoring » en lien avec un système de gestion pour améliorer les consommations des systèmes de chauffage, climatisation et éclairage. Aucun projet de cet échantillon ne rénove l'enveloppe (Zhang et al., 2018). Ceci n'est pas en accord avec les objectifs fixés par le gouvernement mais l'échantillon n'inclut pas un programme de coopération franco-chinois consistant en la rénovation énergétique de bâtiments publics de la Ville de Wuhan, sur la base d'un prêt de l'Agence Française de Développement (AFD). Ce programme concernant 1,300,000m² a permis de rénover le bâti d'une partie de ces bâtiments pour une économie d'énergie comprise entre 20% et 30% en s'appuyant sur des CPE pour des temps de retour compris entre 5 à 10 ans (AFD, 2015).

En France, les projets de CPE correspondant à une GREe génèrent des économies d'énergie moyennes de 15%. Ceux correspondant à une GREo génèrent des économies d'énergie moyennes de 20% et ceux correspondant à une GREi génèrent des économies d'énergie moyennes de 39%. Sur le total de l'échantillon décrit par l'OCPE, les économies d'énergie moyennes sont de 28%.

La majeure partie des durées d'engagement sont inférieures à 10 ans. Ce groupe majoritaire de projets vise des économies d'énergie comprises entre 20% et 27% en moyenne. Les projets ayant un engagement compris entre 11 et 20 ans visent des économies d'énergie entre 30% et 42% en moyenne. Le projet le plus ambitieux de l'échantillon vise une économie d'énergie proche de 60%. Les CPE qui comprennent un préfinancement des investissements par l'entreprise ont des durées d'engagement plus longues. Les MPPE présentent des durées plus courtes qui sont en adéquation avec la durée de l'emprunt public. Ces durées traduisent également des habitudes héritées de la passation des contrats d'exploitation-maintenance qui portaient sur des durées d'environ huit ans. Les CPE d'une durée courte (<5 ans) sont essentiellement des marchés de service. Les CPE privés sont de courte durée (moins de 10 ans) ce qui correspond à la logique du marché qui n'est pas portée sur l'engagement à long terme, et recherche une facilité de mise en œuvre sur le plan des outils contractuels et de la procédure de mesure et vérification (M&V).

Les durées des CPE sont partiellement corrélées avec le temps de retour sur investissement des actions d'efficacité énergétique. En général, les actions sur le bâti seront liées à des CPE plutôt longs mais les investissements réalisés ne sont jamais entièrement financés par les économies d'énergie obtenues sur la durée. Les investissements sur le bâti s'inscrivent aussi dans le cadre de plans pluriannuels d'investissements pour lutter contre l'obsolescence de l'actif immobilier et maintenir sa valeur locative ou patrimoniale. Le CPE est intégré à des travaux déjà programmés et c'est dans ce cadre qu'il prend son sens d'optimisation de la performance économique et environnementale des projets.

En France, selon les retours d'expérience collectés par Maître Ortega (communication personnelle, 2016) sur les CPE de « 1ère vague » portant essentiellement sur les postes chauffage/ECS visant à réduire ces postes de 10% à 30%, la performance est fidèle aux engagements contractuels pendant 3 à 10 ans suivant une amélioration majeure, puis elle retombe et une nouvelle phase d'amélioration doit être mise en œuvre.

Aux Etats-Unis, les projets d'ESCO arrivent en majorité (80%) à atteindre ou dépasser la cible de consommation visée.

En Chine, c'est beaucoup moins évident. Plusieurs cas se sont trouvés pris dans des litiges et des renégociations de contrats à cause de contre-performances et de documentations contractuelles incomplètes (Vine 2005, Goldman et al. 2005). En raison de la courte durée des CPE dans le secteur du bâtiment, la plupart des ESCO tentent de réduire la durée de la faisabilité et de la mise en œuvre pour réduire le temps de retour et allonger la période de profits. C'est pour cela que les études de faisabilité sont insuffisantes, ce qui amènent souvent à une redéfinition de la solution, et également à des délais de mise en œuvre puisque la solution a été mal conçue. Le risque en exploitation est le plus fort. Il y a de nombreux litiges en lien avec le calcul de la référence et de la vérification des économies. En raison de ces incertitudes, propriétaires et ESCO choisissent souvent l'action de performance énergétique la plus certaine ce qui correspond souvent à des économies limitées.

Pour résumer, les durées d'engagement sont ainsi majoritairement inférieures à 10 ans et les économies d'énergie moyennes sont comprises entre 20% et 30%. Les contrats à durée courte (<5ans) correspondent plus à des économies d'énergie de 15% et moins. Il convient de noter que les pourcentages rassemblés ici ne sont pas tous des fractions de la consommation totale des bâtiments et peuvent ne représenter qu'une fraction de la consommation d'un ou plusieurs équipements ciblés. Il convient

également de noter que les travaux d'amélioration de l'enveloppe s'inscrivent plus dans des logiques de valorisation du patrimoine puisque leur temps de retour unitaire est long. Mais parallèlement, ce sont les actions qui permettent d'atteindre des performances plus élevées.

En résumé, sur les périmètres actuellement majoritaires d'application des CPE (bureaux, enseignement), les marchés d'exploitation sans travaux permettent des économies de 10 à 15%, les marchés d'exploitation avec travaux sur systèmes permettent des économies de 25 à 30% et les marchés intégrant une amélioration du bâti permettent des économies de 40 à 60%.

3. Encadrement du risque

a) Identification des risques

Un travail important a été réalisé dans le contexte français pour rassembler méthodes et outils pour la garantie de résultats énergétiques pour les bâtiments tertiaires et collectifs (FBE, 2016). *Le Building Owners and Managers Association energy performance contracting* (BEPC) Toolkit (BOMA, 2015) représente l'équivalent américain. Le tableau 6 ci-dessous établit une synthèse des risques à considérer et les mesures à appliquer (FBE, 2016) :

Phase	**Risque**	**Conséquence**	**Type**	**Réduction/Traitement du risque**
Programmation	Mauvaise qualité des données	Impact sur la faisabilité	Intrinsèque	Audits énergétiques, mesures
	Contextuel (architectural, environnement, …)	Impact sur la faisabilité	Extrinsèque	Audits, exclusions contractuelles
Conception	Mauvaises préconisations de travaux	Impact sur l'engagement	Intrinsèque	Calculs thermiques adaptés, études de sensibilité, Commissionnement (Cx)
	Contraintes réglementaires et niveaux de services attendus	Impact sur la faisabilité, non régression des niveaux de services	Intrinsèque	Détection de clash réglementaires et de service, Cx
Mise en œuvre	Mauvaise mise œuvre	Impact sur l'engagement	Intrinsèque	Auto contrôle, Cx
	Technologique : qualité des matériaux et équipements	Impact sur l'engagement	Intrinsèque	Fiabilité des spécifications techniques, Audits de fabricant, mesures, Cx

Exploitation	Technologique : durabilité des matériaux et équipements	Impact sur l'engagement	Extrinsèque/ intrinsèque	Exclusions contractuelles, développement de tests de vieillissement accéléré, M&V, Cx
	Dommages de toutes natures (foudre, grêle, incendie)	Impact sur l'engagement	Extrinsèque	Exclusions contractuelles
	Evolutions réglementaires	Impact sur l'engagement : modifications imposées du clos ou des équipements, remise en cause de la faisabilité du maintien de l'engagement	Extrinsèque	Exclusions contractuelles
	Mauvais comportement des utilisateurs	Impact sur l'engagement	Extrinsèque/ intrinsèque	Exclusions contractuelles, motivation et sensibilisation des occupants, ajustements, M&V
	Météorologique	Impact sur l'engagement	Extrinsèque	Exclusions contractuelles, ajustements, M&V
	Mauvaise maintenance	Impact sur le maintien de l'engagement dans le temps	Intrinsèque	M&V, Cx

Tableau 6: Inventaire des risques de non-atteinte de la consommation énergétique visée (FBE, 2016)

Le tableau 6 montre que les risques de déviation des consommations durant les phases programmation, conception et réalisation sont majoritairement intrinsèques au projet et peuvent être encadrés par les démarches d'audit, d'études de sensibilité et de commissioning. Les risques en phase exploitation sont en majorité extrinsèques, c'est-à-dire qu'ils viennent de causes extérieures au périmètre du projet tel que défini par le CPE. Nous voyons par ailleurs que ces risques peuvent tous donner lieu à des exclusions contractuelles. Dans cette liste nous trouvons notamment les comportements, le climat et la maintenance. La prise en compte des variations climatiques en exploitation est une pratique courante en utilisant les équations d'ajustement linéaire de la consommation cible.

Les risques en lien avec l'exploitation et la maintenance sont typiquement ceux qui doivent être gérés par le porteur du CPE. En effet, une exploitation plus efficace est une des vertus attendues de la mise en place d'un CPE. Toutefois, dans le cas où la performance énergétique visée est en inadéquation avec le type d'usage du bâtiment, cela peut donner lieu à des problèmes de maintien de niveau de service comme par exemple la qualité de l'air.

Le comportement des utilisateurs est un sujet plus difficile à quantifier et nous avons également vu que les changements d'usages représentent une difficulté dans le cadre de l'ajustement de l'engagement en phase exploitation. Ceci est un problème épineux qui exprime les écarts entre les hypothèses prises durant la phase de conception et la réalité constatée durant la phase exploitation. Selon les retours d'expériences consolidés par l'Institut Français pour la Performance du Bâtiment (IFPEB), *« un bâtiment devrait être conçu pour satisfaire son utilisateur final. Cependant, la conception est souvent basée sur des notions réglementaires qui n'incluent pas de réflexion sur l'adaptation pour les futurs usagers. Le principal problème soulevé réside ainsi dans le fait que l'usage potentiel du bâtiment peut être très différent de celui des hypothèses réglementaires, et ce en particulier concernant le niveau de confort thermique, l'intensité d'usage et les périodes d'occupation, et les consommations non-réglementaires, qui s'avèrent être dans les bâtiments performants supérieures à celles des postes réglementaires* ». Le programme CUBE 2020 a permis quant à lui de préciser un certain nombre de ces questions. Les concepteurs ont un ensemble d'habitudes comme une croyance forte en la technologie et les automatismes, une défiance entre les utilisateurs, une valorisation de l'automatisation dans les indicateurs de performance en conception, une absence de connaissance des futurs occupants, une définition prescriptive du confort. En bref, les concepteurs se focalisent sur une performance calculable, maîtrisable et qui peut être anticipée alors que les usagers recherchent de bonnes conditions de travail permettant la performance telles qu'un environnement confortable, appropriable et ajustable. Il a été constaté que les occupants se retrouvent parfois dans des bâtiments où l'objectif de performance énergétique vient perturber leur quotidien professionnel. En outre les usagers rejettent les actions ou dispositifs jugés invasifs, les démarches descendantes ou non-participatives et un confort compromis. Du point de vue de la conception, la diversité des comportements semble trop complexe à intégrer et à ce jour le dispositif réglementaire ne l'encourage pas. Cependant l'optimisation, le suivi et la résilience de la performance énergétique dans le temps ne sauraient être décorrélés du suivi et de la compréhension des usages.

Concernant la quantification des risques liés aux usages et aux usagers, Vorger (2015) a établi une méthode de propagation des incertitudes des données d'entrées sur le calcul des consommations en énergie primaire qu'il a appliqué au bâtiment de bureaux d'IZUBA Energies, comme illustré par la figure 29 ci-dessous :

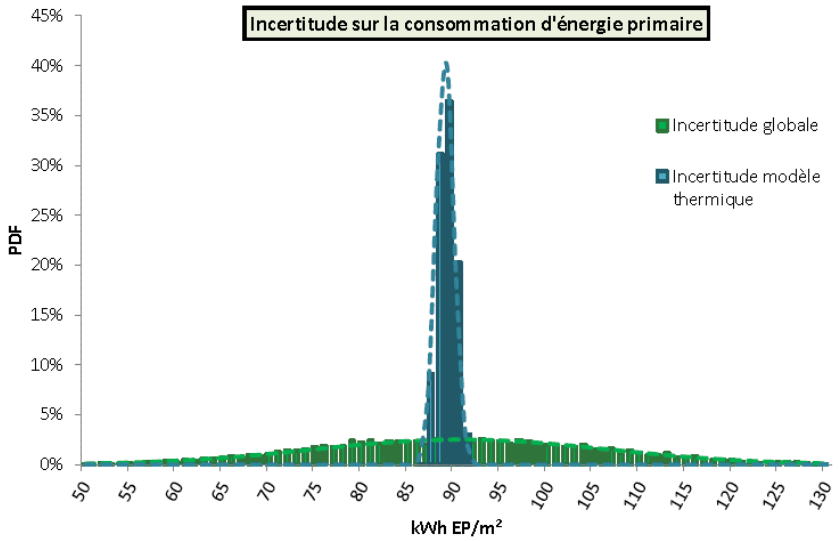


Figure 29: Propagation des incertitudes des données d'entrée (en bleu - uniquement les caractéristiques thermiques, en vert - toutes les données d'entrée y compris les comportements) sur la consommation énergétique calculée d'un bâtiment de bureau (Source : Vorger, 2015)

Le graphique ci-dessus montre la dispersion des consommations d'énergie primaire d'un bâtiment de bureau dont le niveau moyen de consommation est de 90kWhep/m²/an tous usages. La propagation des incertitudes sur les caractéristiques thermiques du bâtiment uniquement, c'est-à-dire à scénario fixé (caractéristiques thermiques des isolants, valeur du débit de ventilation, taux d'infiltration, etc…) crée une dispersion représentée par la cloche bleue, très resserrée entre 86 et 91kWhep/m²/an. La propagation des incertitudes en intégrant tous les autres facteurs liés à l'occupation (température de consigne, utilisation des appareils électriques, gestion des occultations, etc…) entraîne une dispersion beaucoup plus grande des consommations qui varient de 50 à 130kWhep/m²/an, ce qui exprime un risque beaucoup plus grand sur les prévisions.

Dans les mêmes travaux, la méthode est appliquée à une maison passive et montre combien l'atteinte d'un niveau BEPOS dans la réalité dépend des paramètres liés à l'usage et au comportement des usagers :

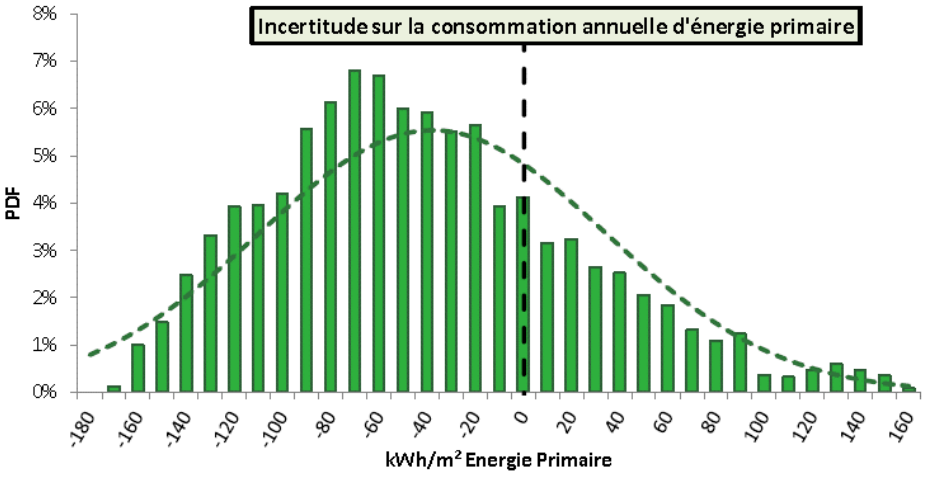


Figure 30: Propagation des incertitudes des données d'entrée sur la consommation d'énergie calculée pour une maison individuelle de niveau BEPOS (Source : Vorger, 2015)

Les risques mis en avant concernant les facteurs d'usage et d'exploitation sont confirmés par des retours d'expérience. Sidler a audité de nombreux sites dans l'optique de mieux comprendre les consommations énergétiques réelles. Nous proposons de citer quelques exemples révélateurs de ces risques.

Tout d'abord, nous proposons d'aborder le cas de la cité de l'environnement qui est un bâtiment à énergie positive (Enertech, 2009). Dans ce cas instrumenté, le chauffage ne représente que 11% du total et le bâtiment peut produire 63% d'énergie de plus que sa consommation si les occupants sont sobres ou bien consommer 30% de plus que ce qu'il produit dans le cas contraire. Ce type de bâtiments ont un comportement nouveau et mal connu en hiver comme en été. Les consommations d'électricité représentent le principal défi de la maîtrise de l'énergie dans un bâtiment BEPOS. Les serveurs peuvent représenter parfois 50 à 65% de la consommation totale d'un bâtiment à très faible consommation.

Le deuxième exemple est un diagnostic instrumenté d'un hôtel construit dans les années 70-80 qui montre une consommation tous usages de 276kWh/m²/an (Enertech, 2001). En plaçant par ordre décroissant les coûts énergétiques des différents usages, les mini bars arrivent devant les unités de climatisation et la machine à café entraîne une dépense énergétique supérieure aux ascenseurs. Les principaux usages sujets à amélioration énergétique dans l'hôtel sont le renouvellement de l'air, les appareils de froid et l'éclairage pour l'électricité, l'optimisation des régulations et des pertes de bouclage ECS pour la partie thermique. Un tiers des consommations d'électricité et 20% des consommations de gaz peuvent être évitées facilement et les puissances souscrites peuvent être diminuées de 50%. Ces résultats sont réputés généralisables à de nombreux hôtels construits durant les années 70-80 qui fonctionnent en systèmes tout-air.

Le diagnostic instrumenté d'un autre hôtel plus récent et mieux isolé montre une consommation tous usages de 261kWhef/m²/an (Enertech, 2003). Nous remarquons que cette consommation est proche de celle de l'hôtel évoqué précédemment, pourtant moins bien isolé. Les postes chauffage/climatisation et ventilation représentent respectivement 25% et 20% du total. Les débits de renouvellement d'air sont très importants (2 vol/h). Les apports internes et le niveau d'isolation importants exigent un fonctionnement en mode froid très tôt dans l'année mais une régulation non optimale est constatée. L'éclairage et les services généraux représentent 15% du total. En ramenant leurs consommations à la surface des services généraux, on obtient 172kWh/m²/an, ce qui est considérable. La plupart des éclairages sont allumés en permanence. La commande du récupérateur de chaleur de la CTA des chambres était inversée (actif lorsque Text > 15°C !). Le plancher chauffant électrique du hall peut être actif même en période de climatisation. Les températures de production du circuit hydraulique des PAC sont à des niveaux qui conduisent à des COP limités. Dans le cas de ce bâtiment, son niveau d'isolation élevé, avec des apports internes importants et une inertie lourde rend délicat la conduite de l'installation avec une distribution de chaleur réalisée par air majoritairement. Le problème est particulièrement complexe les jours de grande chaleur car une grande quantité d'air doit être utilisée pour évacuer les calories et les PAC ne parviennent pas à le refroidir. Par ailleurs, les PAC ne peuvent pas passer rapidement d'un mode froid à un mode chaud. Il faut donc anticiper leur fonctionnement en climatisation dès que les surchauffes peuvent apparaître. En raison des apports internes importants dans les salons et les restaurants, la période de climatisation dure de mars à novembre.

Pour résumer, les risques de dérive des consommations en phase exploitation peuvent donner lieu à des exclusions contractuelles, donc à une réduction de l'application de la garantie de performance énergétique. En dehors des cas de force majeure ou d'évolution réglementaire imprévue, les facteurs identifiés sont le climat, l'exploitation/maintenance, les comportements des usagers, les usages spécifiques de l'énergie (que nous appellerons process) et les types d'usage des espaces. La prise en compte du facteur climatique est intégrée aux pratiques courantes. En revanche, la littérature et les retours d'expérience mettent en avant le poids significatif des facteurs d'usages et de comportement sur le risque de dérive des consommations. Les audits approfondis prouvent les différences entre les bâtiments anciens et les bâtiments nouveaux en termes de difficulté d'exploitation et soulignent le besoin d'avoir une vision encadrée des impacts des usages et de l'exploitation. Nous pouvons également constater qu'il est important de caractériser les usages « process » pour le suivi et que ces derniers sont au cœur de l'intensité énergétique des usages.

b) Expression de l'engagement

Dans le cadre des CPE, l'incertitude sur les consommations énergétiques réelles se traduit en risque financier. L'engagement sur les consommations d'énergie doit permettre d'être vérifié dans le cadre du suivi des performances. Les contractants doivent quantifier le risque associé à leurs actions de performance énergétique et vérifier les économies réellement constatées avec un haut niveau de confiance (par exemple 95%). L'engagement est typiquement formulé par une valeur cible, une marge d'incertitude acceptable, une durée et une équation d'ajustement. Il représente l'expression de la garantie de performance portée par le prestataire. L'engagement et son expression permettent au donneur d'ordre de séparer dans l'engagement proposé par le prestataire d'une part la performance énergétique attendue grâce aux moyens mis en œuvre (APE) et d'autre part l'effort consenti par le prestataire en termes de prise de risque (FBE, 2016).

Un exemple simple est donné dans le clausier type des MPPE :

« *Le Partenaire garantit une économie d'énergie en volume sur toute la durée du contrat […] L'économie totale garantie en volume pour chacun des ouvrages par rapport à la situation de référence est de : [à préciser] kWh. Cette économie d'énergie est évaluée en kWh d'énergie finale pour toutes les*

catégories d'énergie concernées. L'économie d'énergie totale correspond à une réduction annuelle de [à préciser] % par rapport à la situation annuelle de référence. A compter de l'année [à préciser], et jusqu'à la fin du contrat, cette économie devra correspondre à [à préciser] % par rapport à la situation annuelle de référence. Le Partenaire s'engage à obtenir ces résultats par la construction, la rénovation et la fourniture de prestations de services assurant le maintien en l'état des équipements concernés. »

Un autre exemple consiste à définir la valeur de la consommation visée par simulation énergétique dynamique (SED) puis d'ajuster cette consommation par un coefficient de sécurité. Le choix de ce coefficient est laissé au potentiel contractant, ce qui fait partie des critères de sélection. Par exemple, les consommations d'engagement sont définies par :

$$Consommation\ \ d'engagement = k\ \times consommation\ SED$$

Avec k un pourcentage représentant la prise de risque par rapport à la consommation théorique. La diversité des prises de risque est illustrée dans le tableau 7 ci-dessous, correspondant à 3 réponses à appel d'offre d'ESCO sur un projet réel :

Energie	ESCO 1	ESCO 2	ESCO 3	Moyenne
Année 1				
Réseau chaud	137%	125%	110%	127%
Réseau froid	137%	110%	110%	124%
Electricité	121%	120%	110%	119%
Moyenne	131,7%	118,3%	110%	123,3%
Année 2				
Réseau chaud	136%	120%	105%	124,5%
Réseau froid	136%	105%	105%	120,8%
Electricité	116%	115%	105%	115,3%
Moyenne	129,3%	113,3%	105%	120,2%
Année 3				
Réseau chaud	134%	115%	100%	121,5%
Réseau froid	134%	105%	100%	119%
Electricité	113%	110%	100%	112%
Moyenne	127%	110%	100%	117,5%

Tableau 7 : Comparaison des prises de risque sur l'engagement de consommation énergétique de 3 ESCO sur un projet réel

Dans cet exemple, les prises de risque sur la marge de sécurité entre les candidats sont très différentes. Nous observons aussi une progression le long de la période contractuelle.

Afin d'améliorer la qualité des engagements, il est également possible d'associer la notion d'incertitude plus finement à la prédiction de consommation. Exprimer l'objectif de performance énergétique en tenant compte de l'incertitude se traduit par l*a* valeur moyenne de la prévision de consommation, l'écart–type de la prévision de consommation, le niveau de confiance, et l'intervalle de précision associé (FBE, 2016). Le niveau de confiance est la probabilité que les économies d'énergie ou que la consommation d'énergie estimées se trouvent dans un intervalle de précision donné. Le niveau de précision est un intervalle relatif ou absolu à l'intérieur duquel la véritable valeur mesurée est supposée tomber avec un niveau de confiance donné. Ceci est illustré sur la figure 31 ci-dessous qui définit différents niveaux d'engagement pour un niveau de confiance de 95% et les compare avec des consommations réelles (OMEGA, 2017) :

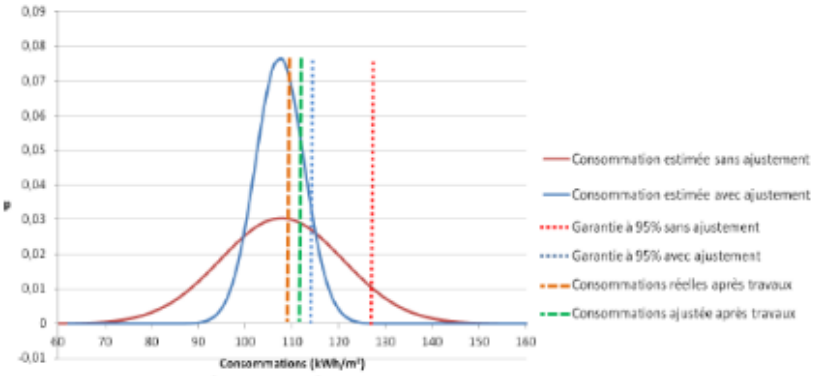


Figure 31: Illustration de l'expression de l'incertitude sur les consommations d'énergie pour définition du niveau d'engagement associé à un risque quantité, (Source: OMEGA, 2017 - cas d'études Armines)

Le guide « Méthodes et outils de la garantie de résultats énergétiques » (FBE, 2016) propose de s'appuyer sur l'index GRE et la distribution de probabilité de la prévision de consommation pour établir l'atteinte de l'objectif contractuel. L'index GRE est défini de la manière suivante :

$$I_{GRE} = \frac{E_s}{E_p} \times 100$$

où E_S est l'énergie mesurée pendant la période de preuve, et E_p est l'énergie prédite, pour cette même période de preuve, par le modèle construit sur la base de référence.

La distribution de probabilité de la prévision de la consommation est définie par la valeur moyenne et l'écart-type $\sum_{\text{prévision}}$. La règle suivante est proposée :

- Si l'incertitude associée à la mesure (U) est inférieure à $\sum_{\text{prévision}}/2$, alors on considère que l'objectif de gain est atteint si $1\text{-}I_{GRE}$ > Objectif de gain (en %). Dans le cas où l'objectif n'est pas atteint, la surconsommation (en pourcentage) est égale à (Objectif de gain (en %) – ($1\text{-}I_{GRE}$)) ;
- Si ce n'est pas le cas, alors on considère que l'objectif de gain est atteint si $1\text{-}I_{GRE}$ > Objectif de gain (en%) + U. Dans le cas où l'objectif n'est pas atteint, la surconsommation (en %) est égale à (Objectif de gain (en %) + U) – ($1\text{-}I_{GRE}$)

La valeur d'engagement est définie pour un certain nombre d'hypothèses de fonctionnement et elle doit être ajustée aux conditions réelles de la période de suivi par une équation d'ajustement de la référence. Une forme générique de l'équation d'ajustement de la référence est donnée dans le contrat de performance type établi par le Building Owners and Managers Association (BOMA) :

$$Q_i = C_D \times (T_i - T_{i-1}) + C_H \times HDD_i + C_C \times CDD_i + O_i + M_i \quad \textbf{(1.1)}$$

Avec :

Q_i la consommation de référence ajustée pour la période de suivi i

C_D une constante représentant la consommation unitaire par période de facturation (typiquement la consommation journalière)

T_i la date de fin de la période i

T_{i-1} la date de fin de la période i-1

C_H une constante représentant la consommation par DJUc

HDD_i les DJUc sur la période i

C_C une constante représentant la consommation par DJUf

CDD_i les DJUf sur la période i

O_i un reliquat de consommation non expliquée par les variables précédentes, il s'agit en général des changements d'activités saisonniers (vacances)

M_i d'autres ajustements sur la période i

Ceci est également formulé par :

Consommation ajustée de la période de référence = Consommation indépendante du climat + consommation dépendante du climat + Consommation autres (non expliquées) + Ajustements autres

Les conditions d'exploitation incluent typiquement le climat et les températures de consigne. Mais plusieurs limites existent par rapport à l'application de cet ajustement.

La recherche de l'atteinte des gains énergétiques par l'application stricte des consignes de température contractuelles en occupation/inoccupation peut se faire au détriment du confort si ces niveaux de services sont mal définis par rapport à la performance énergétique visée.

De la même manière, l'objectif de performance énergétique n'incite pas à améliorer la qualité d'air. Par exemple, la remise en service d'une centrale de traitement d'air (CTA) à l'arrêt qui engendre des consommations de chauffage et d'électricité supplémentaires pénalise l'atteinte des cibles énergétiques.

Dans les cas les plus courants utilisant une équation d'ajustement linéaire, on définit une clause de rencontre quand l'effet de la règle de trois (par exemple sur les DJU ou la surface chauffée) sort d'un intervalle « raisonnable » pour remettre en question la formule d'ajustement. Ce type de situation survient donc lorsque l'extrapolation linéaire de la consommation s'éloigne trop de la valeur cible et n'est plus considéré comme valable.

Or, comme nous l'avons vu, l'impact sur la consommation des usages, des comportements et de l'exploitation peut être important, en particulier sur les bâtiments BBC. Le changement d'usage du bâtiment est typiquement neutralisé par une clause de rencontre. Ce sont des situations où des ajustements exceptionnels de la valeur d'engagement sont effectués pour rétablir s'il y a lieux l'équilibre économique du contrat. Mais cela peut avoir pour conséquence l'exclusion contractuelle. Un exemple d'exclusion à l'échelle d'un bâtiment est de ne pas inclure des espaces dont l'usage n'est pas assez prévisible. Quand il s'agit d'un parc de bâtiments, le Maître d'Ouvrage préfère sortir le bâtiment faisant l'objet d'un ajustement exceptionnel du CPE plutôt que de réaliser un recalage complet pour l'ensemble.

Ainsi, une limite actuelle des CPE réside dans le fait que l'on modélise les usages de façon linéaires et que l'ajustement est fait au prorata des variations sur un intervalle réduit. Cela signifie que le modèle d'ajustement de la consommation est une modélisation considérée valable uniquement localement et

mène inévitablement à l'exclusion contractuelle de nombreuses situations pouvant survenir durant la vie du bâtiment.

Dans le neuf, la même limite existe mais s'exprime dans le cadre de l'exercice d'un recalage de modèle de simulation énergétique dynamique (SED). Dans ce cas, il est nécessaire de rédiger une charte de comportement qui exprime les hypothèses sur lesquelles repose la SED calculant l'objectif. Il s'agit néanmoins d'une méthode complexe à gérer d'un point de vue juridique car le recalage d'une SED, nécessaire en cas de variation de ces hypothèses durant la phase exploitation, est un débat d'expert difficile à arbitrer.

Nous retiendrons de cette partie qu'il existe plusieurs façons de formuler l'engagement sur une consommation énergétique avec une précision et une transparence plus ou moins grande. Une fois cet engagement formulé il existe un mécanisme de comparaison entre la réalité et l'engagement qui entraîne un ajustement de la valeur d'engagement. Cet ajustement sert à prendre en compte des facteurs impactant les consommations durant la phase exploitation et qui ne dépendent pas des APE. La limite de cette approche survient lorsque l'impact de ces facteurs sort d'un intervalle « raisonnable » (les variations de ces facteurs augmentent les consommations trop fortement) ou bien à l'inverse lorsque la tenue des engagements énergétiques ne permet plus, dans les conditions d'exploitation constatée, de maintenir un niveau de service suffisant (confort et qualité de l'air dégradés). En effet, les méthodes d'extrapolation linéaire de la consommation (équation d'ajustement) ou de recalage de SED connaissent toutes deux des difficultés à s'appliquer dans ces situations et peuvent mener à des exclusions contractuelles, c'est-à-dire à une réduction du périmètre de la garantie de résultat énergétique.

Face aux enjeux identifiés par rapport aux facteurs de la phase exploitation et aux pratiques d'ajustement de la consommation, nous aborderons dans la partie suivante le cadre de suivi des performances énergétiques en exploitation, appelé processus de mesure et vérification (M&V).

4. Suivi des consommations en exploitation

L'International Performance Measurement and Verification Protocol (IPMVP, 2012) est un cadre reconnu et utilisé pour la mesure et vérification des économies d'énergie et d'eau. L'ASHRAE Guideline 14 (ASHRAE, 2014) est un autre document de référence concernant les activités de mesure et vérification des performances énergétiques des bâtiments. Ces deux cadres constituent la base commune à d'autres cadres existants et nous nous appuyons sur eux pour énoncer les principes du suivi des consommations d'énergie en exploitation.

a) Définitions et options de l'IPMVP

Le principe fondamental du protocole IPMVP est la définition des économies d'énergie par la différence des consommations avant et après amélioration, en ajustant la consommation de référence aux conditions de la période de suivi tel qu'illustré par le graphique ci-dessous :

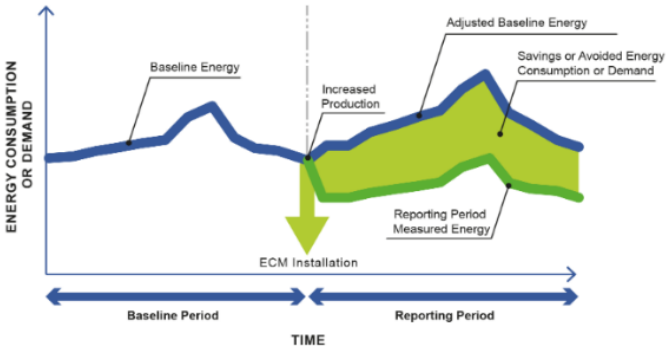


Figure 32: Principe de définition des économies d'énergie selon l'IPMVP

Le point fondamental de ce principe est la nécessité de séparer les effets d'actions de performance énergétique d'autres effets liés à l'activité du site, au climat, aux comportements ou autres.

Tout d'abord, il est nécessaire de sélectionner des variables indépendantes supposées avoir un impact significatif sur les consommations d'énergie. ASHRAE Guideline 14 recommande d'inclure les variables qui vont être modifiées entre les périodes avant et après action de performance énergétique, tel que les paramètres climatiques et les niveaux d'occupation. La pratique la plus courante consiste à mettre en relation la consommation énergétique avec la température de l'air extérieur.

Ensuite, il convient de développer un modèle des consommations d'énergie en fonction de ces variables sur la base des données mesurées durant la période dite « de référence ». Cela permet d'obtenir un modèle pouvant prédire les consommations énergétiques de l'état pré-amélioration. L'ASHRAE Guideline 14 propose plusieurs approches de construction de ces modèles sur la base des régressions linéaires par morceaux. Cette approche permet de représenter les effets non linéaires de la consommation d'énergie pour différents régimes (par exemple pour représenter la différence entre le week-end et les jours ouvrés, ou entre la saison de chauffage et de climatisation).

Le modèle de référence obtenu permet de calculer ce qu'aurait été la consommation énergétique durant la période post-améliorations sans l'impact des actions de performance énergétique en adaptant les conditions climatiques et d'usage qui seraient différentes de la période de référence. Il est alors possible de comparer cette « référence ajustée » avec la valeur de consommation énergétique réelle de la période post-amélioration et de déduire les économies d'énergie obtenues.

Les économies d'énergie sont définies par l'équation suivante :

$$Economies = (Consommation\ période\ de\ référence - Consommation\ période\ de\ suivi) \pm ajustements\ de\ routine\ \pm ajustements\ exceptionnels$$

Le terme « ajustement » sert à placer les consommations de référence et de suivi dans les mêmes conditions d'exploitation et d'usage. Comme la référence doit pouvoir être ajustée avec les conditions de la période de suivi, un modèle est nécessaire.

Les ajustements de la référence sont de deux types :

- Ajustements récurrents : les « variables indépendantes » dont on sait qu'elles impactent la consommation d'énergie et vont varier de façon prévisible sont utilisés pour ajuster la consommation de référence avec leurs valeurs mesurées lors de la période de suivi grâce au modèle mathématique créé pour calculer la consommation d'énergie de référence.
- Ajustements exceptionnels : les facteurs ne sont pas censés changer durant la période de suivi mais sont réputés impacter la consommation d'énergie. Ces facteurs doivent être suivis. S'ils varient, des ajustements sont nécessaires. Un cas typique donné par l'IPMVP est celui d'un projet d'amélioration de l'efficacité énergétique d'un ensemble d'éclairages. Si durant la période de suivi, des éclairages supplémentaires sont installés, un ajustement exceptionnel de la référence doit être effectué. La consommation d'énergie additionnelle des nouveaux éclairages doit être ajoutée dans le modèle de consommation de référence pour pouvoir toujours être en mesure de détecter les économies d'énergie induites par l'amélioration initiale.

A partir de ces définitions, les économies d'énergie sont calculées de cette manière :

$$Economies = (Consommation\ de\ référence\ ajustée - Consommation\ période\ de\ suivi) \pm ajustements\ exceptionnels$$

Les conditions de référence doivent être parfaitement documentées dans le plan de mesures et vérification (plan de M&V) pour faire le suivi des modifications dans les facteurs statiques et effectuer

correctement les ajustements exceptionnels. Par ailleurs, il est précisé que si des changements de facteurs statiques sont prévisibles, la méthode d'ajustement exceptionnel doit également être décrite dans le plan de M&V.

Quatre options sont définies par l'IPMVP pour déterminer les économies d'énergie et les niveaux d'incertitudes associés à des actions de performance énergétiques (APE). Le tableau 8 ci-dessous résume les 4 options de l'IPMVP selon le volume 1 – 2012 :

Option	**Calcul des économies**	**Application type**
A : Isolation de l'APE – mesure des paramètres clefs Mesure des paramètres clefs définissant les consommations d'énergie du système Mesures peuvent être ponctuelles sur une période courte ou continues sur une période plus longue Les paramètres non mesurés sont estimés soit par données historiques, données fabriquant ou à dire d'expert	Calculs des consommations de référence et de suivi à partir : - Des mesures des paramètres clefs - Des valeurs estimées Ajustements de routines et exceptionnels selon besoin	Rénovation d'éclairage où la puissance électrique est le paramètre clef à mesurer périodiquement et où les heures de fonctionnement sont estimées selon les heures d'ouverture et le comportement des usagers Conditions typiques : l'estimation des paramètres non-critiques évite la difficulté des ajustements exceptionnels, l'incertitude d'estimation est acceptable, l'efficacité d'une APE peut être évaluée par mesure ponctuelle sur un paramètre clef, l'estimation de paramètres est moins chère qu'une option B ou D, les paramètres clefs sont faciles à identifier
B : Isolation de l'APE – mesure de tous les paramètres Économies déterminées par mesure de la consommation d'énergie du système amélioré Mesures peuvent être ponctuelles sur une période courte ou continues sur une période plus longue	Mesure de la consommation d'énergie durant la période de référence et de suivi et/ou calculs utilisant les mesures de paramètres donnant la consommation Ajustements de routines et exceptionnels selon besoin	Mise en place de moteur à vitesse variable pour optimiser les consommations d'une pompe. Le sous-compteur est en place une semaine avant l'amélioration et reste en place après Conditions typiques : les compteurs ajoutés seront utilisés plus tard pour l'exploitation et/ou la facturation, les mesures de tous les paramètres sont moins chères que la simulation de l'option D, les économies et/ou les conditions d'exploitation sont variables

C : Site entier Économies déterminées par la mesure de la consommation d'énergie à l'échelle du site entier Mesure continue de la consommation pendant les périodes de référence et de suivi	Analyse des consommations énergétiques des périodes de référence et suivi Ajustements de routine sur un modèle obtenu par régression Ajustements exceptionnels selon besoin	Programme de rénovation avec plusieurs APE, Mesure des économies de gaz et d'électricité sur un an pour chaque période Conditions typiques : la performance énergétique de tout le site est évaluée, les APE sont multiples, les APE s'appliquent à des usages énergétiques difficiles à mesurer séparément, les économies d'énergie sont grandes comparé à la variance des données de consommation de référence, les options A/B sont trop complexes à cause des effets interactifs, pas de changement majeur sur le site anticipé, système pour suivre les facteurs statiques disponible, une corrélation suffisante peut être établie entre la consommation et des variables indépendantes
D : Simulation calibrée Économies déterminées par une simulation du site par comparaison à la simulation calibrée sur la situation de référence La démonstration de la calibration de la simulation de référence sur les consommations est requise Cette option demande des compétences fortes en calibrage de simulation	La consommation doit être calibrée sur les données horaires ou mensuelles sur la base des factures énergétiques. Les données de sous-comptage permettent d'affiner le calibrage	Programme de rénovation avec plusieurs APE où aucune donnée sur la période de référence n'est disponible, le comptage d'énergie après installation de compteurs est utilisé pour calibrer la simulation. La simulation est ensuite calibrée sur la période de suivi pour calculer les économies par différence avec la simulation de référence Conditions typiques : des données de référence ou de suivi indisponibles, trop d'APE pour utiliser les options A ou B, APE non mesurables séparément, les options A et B sont trop chères, des effets interactifs complexes, des changements importants sur le site anticipés et impossible à prendre en compte dans les calculs énergétiques autres, cas de bâtiments neufs

Tableau 8: Synthèse des 4 options de l'IPMVP

b) Modélisation des consommations en exploitation

(1) Les modèles par régression

Les modèles explicites de la consommation obtenus par régression correspondent aux options A, B et C. Ce sont typiquement ceux qui sont utilisés pour les équations d'ajustement dans les CPE. L'ASHRAE Guideline 14 résume les familles de modèles comme suit :

Modèle à un paramètre $\boldsymbol{Y = b0}$

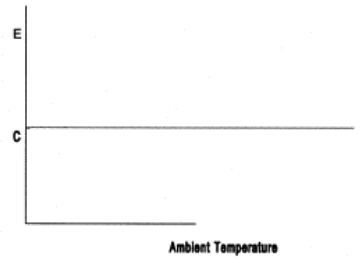


Figure 33: Modèle statique à 1 paramètre

Il s'agit d'un modèle adapté à la consommation d'électricité des bâtiments sur réseaux de chaleurs/froid urbains. C'est un talon, une consommation moyenne, soit une constante.

Modèle à deux paramètres $\boldsymbol{Y = b0 + b1X1}$

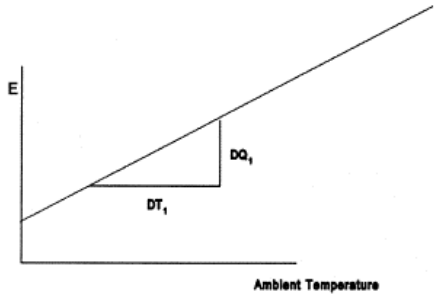


Figure 34: Modèle statique à 2 paramètres de la consommation de climatisation

Il s'agit d'un modèle adapté à la consommation de climatisation d'un bâtiment sur système CAV, avec batteries de réchauffage et sans *free-cooling*

Régression par morceaux à trois paramètres $\boldsymbol{Y = b0 + b1.(X1 - b2)^{+}}$

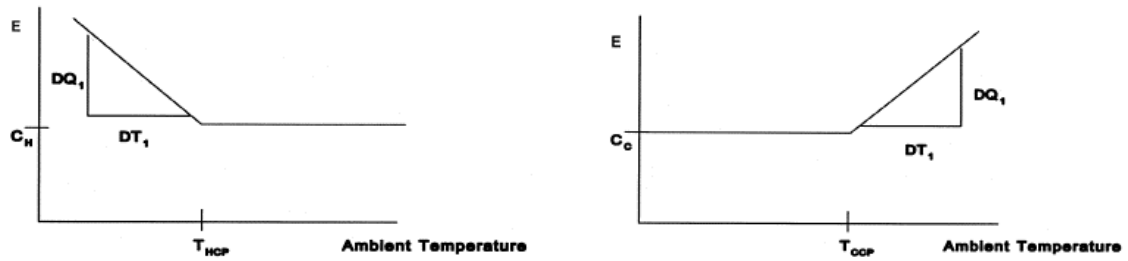


Figure 35: Modèle statique à 3 paramètres pour le chauffage (gauche) et la climatisation (droite)

Il s'agit de modèles adaptés à des bâtiments équipés de systèmes CAV et dont la température neutre est connue.

Régression par morceaux à quatre paramètres $\boldsymbol{Y = b0 + b1.(X1 - b2)^{+} + b3.(X1 - b2)^{+}}$

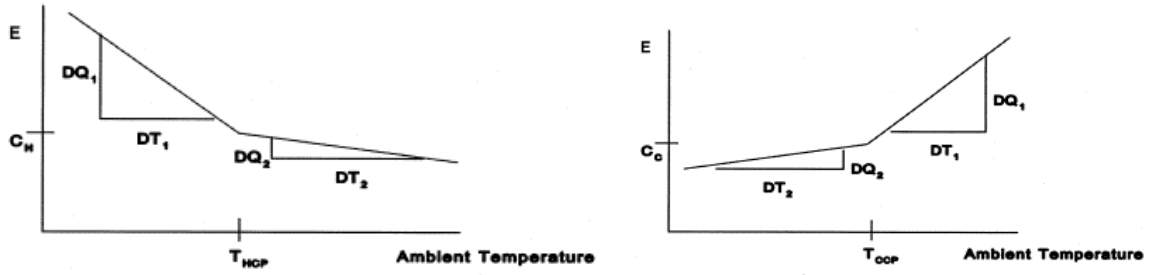


Figure 36: Modèle statique à 4 paramètres pour le chauffage (gauche) et la climatisation (droite)

Il s'agit de modèles adaptés pour la consommation de chauffage/climatisation pour un bâtiment équipé d'un système VAV centralisé

Régression par morceaux à cinq paramètres $\boldsymbol{Y = b0 + b1.(X1 - b2)^{+} + b3.(X1 - b4)^{+}}$

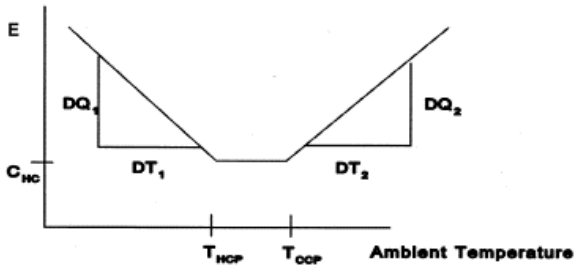


Figure 37: Modèle statique à 5 paramètres pour le chauffage et la climatisation

Il s'agit d'un modèle adapté aux mêmes types de cas que les modèles à trois paramètres mais avec deux points neutres. Le modèle à 5 paramètres est typique des bâtiments équipés par PAC réversibles alors que les modèles à 3 paramètres sont pour des systèmes séparés (chaudière gaz et groupe froid).

Effectuer des régressions linéaires par morceaux en séparant des périodes/régimes différents permet de rationaliser et de simplifier les régressions, permettant aussi aux modèles linéaires d'être pertinents. Ces modèles type préconisés par l'ASHRAE tiennent compte principalement de deux phénomènes :

- Les déperditions et apports statiques d'un bâtiment donné par rapport au climat
- Le type de système CVC (par grandes catégories)

Ce sont des modèles essentiellement statiques. Ces modèles peuvent tenir compte d'autres variables comme des repas servis par jour ou des unités de production. Leurs désavantages sont :

- Ils sont insensibles aux effets dynamiques tels que l'inertie
- Ils ne tiennent pas compte d'autres variables climatiques que la température extérieure (Humidité, ensoleillement)
- Ils ne sont pas adaptés à certains types de bâtiments dont les besoins énergétiques sont très dépendants des usages

Pour ces cas, l'ASHRAE Guideline 14 recommande de développer d'autres modèles, au pas horaire ou journalier et des modèles séparés par périodes pour les cas générant un modèle linéaire avec trop de morceaux. C'est également la recommandation du *BPA Regression for M&V reference guide* (BPA, 2012) pour éviter d'avoir des modèles avec trop de variables d'état.

Les régressions multiples

La forme type de ces modèles tel que donnée dans l'annexe B-2 de l'IPMVP (2012) est :

$$Y = b0 + b1X1 + b2X2 + \cdots + bpXp + e$$

Y est la variable dépendante ou la réponse, la consommation d'énergie sur une période donnée (1h, 1jour, 1 semaine, 1 mois, 1 année)

Xj $(j = 1,2,3, \dots, p)$ représente les p variables indépendantes telles que le climat, le niveau d'occupation, la durée de la période de mesure, etc.

bi $(i = 1,2,3, \dots, p)$ représente les p coefficients associés aux p variables indépendantes et le coefficient $b0$ est la constante non liée aux variables indépendantes sélectionnées

e représente l'erreur résiduelle (ou résidu) qui n'est pas expliquée par le modèle et donc par les variables indépendantes considérées.

L'analyse par régression détermine les coefficient *bi* qui minimisent la somme des carrés des résidus. Ces modèles par régressions sont également appelés modèles des moindres carrés. Un exemple très couramment utilisé implique les variables de degrés-jours et d'occupation :

$$Consommation\ d'énergie\ mensuelle$$
$$= b0 + b1 \times DJUc + b2 \times DJUf + b3 \times taux\ d'occupation$$

Ici *b0* représente une consommation « talon » qui ne dépend pas des trois autres variables.

Ces modèles permettent de prendre en compte plusieurs variables mais il est recommandé de ne pas démultiplier le nombre de variables en triant par pertinence physique.

Les régressions multiples par morceaux $\boldsymbol{Y = b0 + b1.(X1 - b2)^{+} + b3.(X1 - b4)^{+} + b5.X2 + b6X3}$

Combiner les régressions multiples pour créer un modèle par morceaux peut améliorer les modèles. Il est possible de combiner autant de variables indépendantes et morceaux que l'on veut. Néanmoins, les outils à disposition tels que le « *ASHRAE inverse model toolkit* » limitent le nombre par exemple à 6 coefficients.

Les méthodes de modélisation employées varient également en fonction de l'option IPMVP choisie. Ainsi, une régression linéaire est utilisée pour l'amélioration d'un moteur (Dalgleish et al., 2003), qui est un exemple d'option A ou B alors qu'une régression multilinéaire est utilisée pour une option C.

Enfin, pour que le modèle obtenu par régression linéaire soit valable il y a 4 hypothèses fondamentales qui doivent être respectées :

- Linéarité de la relation entre la réponse et les variables
- Indépendance des variables choisies
- Normalité : la distribution des résidus suit une loi normale et la moyenne des résidus est nulle
- Homoscédasticité : la variance des résidus est constante

(2) Les modèles numériques

L'utilisation de modèles numériques (STD et SED) est une spécificité de l'option D. Dans les options A, B et C, les erreurs de modélisation (voir chapitre 2) sont en lien avec une fonction mathématique. Lorsque l'on ne peut pas obtenir une telle fonction, on peut recourir à un modèle numérique. L'option D est habituellement sélectionnée pour les projets de nouvelles constructions ou de réhabilitations lourdes. Dans le cas de l'existant, la modélisation peut viser à réduire les marges d'incertitudes sur la prévision des économies d'énergie en réalisant une modélisation SED des consommations d'énergie

calibrée sur l'existant. Elle peut également viser à définir une cible d'engagement en valeur absolue, comme dans le cas du neuf, théorique.

Les SED demandent de nombreux paramètres d'entrée. Les incertitudes des économies déterminées par ce type de modélisation sont principalement dues à la précision avec laquelle les paramètres modélisés correspondent à la réalité, par exemple la puissance installée d'éclairage.

Dans le cas d'une situation de référence, le processus de calibration de modèle peut être utilisé. Dans le cas de la période de suivi, le recalage dépend des données disponibles dans le cadre du M&V mais également de la correspondance faite entre données mesurées et variable de modélisation.

La précision avec laquelle le programme simule l'impact de chaque paramètre est en général négligée car les principaux programmes de simulation sont considérés comme donnant des résultats réalistes, à condition qu'elle soit bien réalisée et que les bonnes données d'entrée soient disponibles. Typiquement, les sujets de régulation, de mise en œuvre, d'hypothèses de charge informatique peuvent être prépondérants dans les écarts et ne sont pas des approximations structurelles de la SED.

c) Conditions d'exploitation et d'usage

Améliorer l'efficacité énergétique d'un bâtiment ne doit pas venir aux dépens de la qualité d'usage. Les paramètres typiques incluent le niveau d'éclairement, la température et le taux de ventilation pour la qualité de l'environnement intérieur, ainsi que des facteurs propres à des process le cas échéant comme des débits d'eau, un taux de production ou encore un niveau de pression pour de l'air comprimé.

Le plan de M&V consigne les conditions de service qui doivent être assurées pour une consommation d'énergie réduite. IPMVP Volume II, Concepts and Practices for *Improved Indoor Environmental Quality* (IPMVP, 2012), fournit des recommandations pour le suivi de la qualité de l'environnement intérieur dans le cadre de l'amélioration de l'efficacité énergétique.

Les paramètres de la qualité de l'environnement intérieur qui sont en lien direct avec la consommation énergétique sont les suivants :

- Le confort thermique caractérisé notamment par la température et l'humidité. Ceci sera impactant en termes de traitement de l'air et d'émission de calories/frigories dans les espaces
- La concentration de polluants et odeurs dans l'air tels que le CO2, l'humidité, le CO, le NOx, les COV, l'ozone, etc… Ceci sera impactant en termes de débit de ventilation d'air neuf et de taux de recyclage, niveaux de pression à maintenir, filtration
- Le niveau d'éclairement et qualité de l'éclairage. Ceci sera impactant sur les consommations d'éclairage artificiel

L'IPMVP Volume II donne un résumé des liens entre les actions de performance énergétiques et les facteurs de la qualité de l'environnement intérieur (QEI), dont certains peuvent être repris dans les équations d'ajustement.

d) Conclusion

En conclusion de cette partie, nous retiendrons qu'un cadre bien défini existe pour la définition et le suivi des consommations énergétiques réelles ainsi que l'utilisation du principe d'ajustement de la valeur d'engagement. La modélisation des consommations est au cœur de ces méthodes qui se limitent à la régression multilinéaire. Force est de constater que les exemples donnés par ces cadres généraux restent relativement simples concernant les variables prises en compte et que ce sont essentiellement des modèles statiques. Ils n'offrent donc pas de réponse aux problématiques limitant l'application de la garantie de résultat énergétique.

Toutefois, d'après les retours d'expérience montrant l'importance de la prise en compte des usages et des comportements, il semble important d'engager des réflexions sur les besoins des utilisateurs, sur leurs variations possibles et leurs évolutions dans le temps afin d'améliorer le suivi énergétique. Cela permettrait aussi de mieux prendre en compte les usages spécifiques de l'énergie. Selon l'IFPEB (2016), ceci amène à définir des unités fonctionnelles qui représentent l'activité du bâtiment et son intensité. Ces unités sont définies dans le langage de l'activité en question comme illustré ci-dessous pat des propositions d'unités fonctionnelles selon les catégories de bâtiments tertiaires INSEE/CEREN :

Catégorie tertiaire	Unité fonctionnelle métier	Densité liée à l'unité fonctionnelle	Intensité d'usage
Commerce	Nombre maximal de visiteurs (ERP)	Surface/UF	Fréquentation
Bureaux	Poste de travail	Surface/PT	Taux d'utilisation / remplissage des PT
Enseignement	Nombre de places de cours ou d'heures de cours	Surface/Nbre de places	Flux quotidien d'élèves
Santé	Nombre de lits	Surface/lits	Taux de remplissage ou de nuitées? (voir AIHF)
Hôtels	Nombre de chambres, de lits.	Surface/chambre	Taux de remplissage, nuitées, visiteurs-nuits…

Figure 38: Exemples d'unités fonctionnelles du bâtiment applicables à l'analyse énergétique (Source : IFPEB, 2016)

Nous avons vu que la GRE nécessite un mécanisme d'ajustement. Cet ajustement doit pouvoir intégrer la « traduction » des usages nominaux et de leurs potentiels d'évolution, via la description de l'intensité d'usage. Les consommations calculées peuvent être exprimées par unité d'usage et non seulement par m². C'est le rapport entre consommation énergétique et service rendu qui est alors en jeu. Dans cette vision, l'objet clef n'est plus le m² uniquement, mais le service rendu par ce m², faisant apparaître une notion d'« intensité d'usage/m² ».

Il apparaît de ces observations que la notion bien établie de valeur normalisée en kWh/m², qui correspond fondamentalement à une « Maîtrise d'Ouvrage », ne correspondra plus à une « Maîtrise d'Usage » et appellera à l'utilisation d'indicateurs de type kWh/ « unité d'usage » ou bien à une normalisation des consommations à « situation et usage normaux », de manière analogue à la normalisation des consommations à « climat normal ».

Cela serait sans doute intéressant pour permettre un élargissement du périmètre d'application de l'ajustement de la référence, mais cela demanderait de déterminer quantitativement la relation entre consommation d'énergie et usages des espaces. Cela soulève également la question de la mesure de ces usages car ces données seraient nécessaires si la méthode d'ajustement de la référence intègre ces facteurs.

5. Conclusion

La GRE pose le cadre qui permet de maîtriser les consommations d'énergie réelles. C'est un marché en croissance et qui présente des retours d'expérience positifs. Néanmoins, la GRE telle que pratiquée aujourd'hui connaît certaines limites. Ces limites ont trait à des aspects tels que l'accès aux financements ou la maturité des acteurs du marché mais elles sont également dues aux aspects techniques en lien avec le caractère plus ou moins prévisible des facteurs impactant la consommation en phase d'exploitation.

La valeur d'engagement de la consommation énergétique sur la durée d'un contrat peut être ajustée en fonction des conditions réelles de fonctionnement. Mais ces pratiques sont limitées dans le cas de situations où les facteurs d'ajustement font trop augmenter la consommation d'énergie et, à l'inverse, dans le cas de situations où la performance énergétique visée ne permet plus de maintenir les facteurs d'ajustement à leur niveau minimum requis.

Ainsi, en dehors d'un certain intervalle de variation, les modèles linéaires comme la SED n'apportent pas de réponse satisfaisante. Les modèles linéaires de la consommation sont valables uniquement localement autour de la valeur d'engagement et les recalages de modèles de SED se révèlent difficiles à arbitrer à cause du nombre de paramètres ajustables. Entre ces deux extrêmes il n'existe pas de solutions proposées par le cadre proposé par l'IPMVP et l'ASHRAE Guideline 14.

Parmi les facteurs d'ajustement, la prise en compte des variations climatiques est intégrée dans les pratiques courantes. En revanche, les comportements des usagers et les usages spécifiques de l'énergie en lien avec les types d'usage des espaces peuvent donner lieu à de fortes dérives des consommations, notamment pour les bâtiments BBC. De plus, les retours d'expérience montrent que les pratiques d'exploitation pour les bâtiments BBC présentent des difficultés notables et qu'elles sont également des facteurs de risque de dérives des consommations.

Nous pouvons donc dire que les outils et méthodes d'ajustement de la valeur d'engagement ne fonctionnent pas lorsque les conditions réelles de fonctionnement ou d'utilisation du bâtiment impactent trop la performance énergétique ou lorsque la performance énergétique impacte trop la qualité d'usage du bâtiment. Ces situations mènent à des exclusions contractuelles.

D. Conclusion

Les objectifs de réduction des consommations d'énergie au niveau européen et français sont ambitieux, à la hauteur des enjeux mondiaux. Leur but est une réduction nette des consommations d'énergie finale et primaire dans le secteur du bâtiment dans son ensemble.

La RT et les labels de performance énergétique ont permis une amélioration des performances énergétiques intrinsèques. Mais cela ne se retrouve que partiellement dans les consommations réellement constatées. Cela est dû au fait que la RT n'a pas pour finalité de prédire les consommations réelles et que la part des consommations encadrée par la RT ne prend pas en compte tous les usages énergétiques et ne permet aujourd'hui que de couvrir entre 1/3 et 2/3 des consommations selon la nature du site et la performance visée.

Les retours d'expériences montrent en effet un décorrélation entre les évolutions des consommations réelles des différents secteurs du bâtiments et la trajectoire de la RT. En effet, une certaine efficacité des dispositifs réglementaires est constatée mais les consommations ne baissent pas rapidement, voire stagnent. Cela est dû à des tendances contraires. Alors que la performance énergétique intrinsèque encadrée par la RT s'améliore, les usages énergétiques non-RT augmentent. Ce phénomène s'accentue avec les bâtiments basse consommation pour lesquels les consommations. De manière générale, un projet qui s'inscrit dans une réglementation contraignante, un label de performance énergétique ou une garantie de performance énergétique, connaîtra une incertitude sur les paramètres de la performance intrinsèque faible comparé à celle des facteurs de la phase exploitation. Ces tendances, couplées au fait que la taille du parc immobilier augmente constamment, font que les consommations d'énergie du secteur du bâtiment n'ont au final que peu baissé dans l'absolu.

Ces constats montrent qu'il est impossible d'atteindre les objectifs de réduction des consommations d'énergie du secteur du bâtiment uniquement en améliorant la performance intrinsèque. Les usages et l'exploitation sont indissociables de la performance énergétique réelle et il y a un rôle central à donner à l'exploitation performante et aux usages sobres pour l'atteinte de ces objectifs.

La garantie de performance énergétique est un outil adapté pour encadrer les consommations d'énergie réelles. Nous avons vu que le marché de la garantie de performance est en croissance et s'applique en majeure partie sur le cas des rénovations. De plus, il commence également à s'appliquer sur les constructions neuves. La GRE présente des retours d'expérience positifs allant d'économies d'énergie de 10% à 60% selon le périmètre d'intervention.

Toutefois l'application de la GRE rencontre des limites techniques en lien avec le caractère plus ou moins prévisible des facteurs impactant la consommation en phase d'exploitation.

Rappelons que les risques de déviation d'une consommation d'énergie sont répartis entre les risques pris par le contractant, qui sont intégrés dans la valeur d'engagement, et les risques qu'il n'assume pas, qui sont alors intégrés dans l'équation d'ajustement de la référence. Pour effectuer cette répartition du risque, la capacité de prédiction des consommations est fondamentale. Selon cette capacité, le contractant est intègre plus ou moins de risques dans sa cible d'engagement.

La valeur d'engagement de la consommation énergétique sur la durée d'un CPE est ensuite ajustée en fonction des conditions réelles de fonctionnement. Mais ces pratiques sont limitées dans le cas de situations où les facteurs d'ajustement font trop augmenter la consommation d'énergie ou, à l'inverse, dans le cas de situations où la performance énergétique visée ne permet plus de maintenir les facteurs d'ajustement à leur niveau minimum requis, correspondant à un niveau de service minimum associé à un usage des espaces.

Parmi les facteurs d'ajustement, la prise en compte des variations climatiques est intégrée dans les pratiques courantes. En revanche, les comportements des usagers et les usages spécifiques de l'énergie en lien avec les types d'usage des espaces peuvent donner lieu à de fortes dérives des consommations, notamment pour les bâtiments BBC. De plus, les retours d'expérience montrent que les pratiques d'exploitation pour les bâtiments BBC présentent des difficultés notables et qu'elles sont également des facteurs de risque de dérives des consommations.

En dehors d'un certain intervalle de variation, les modèles linéaires, tout comme la SED, n'apportent pas de réponse satisfaisante. En effet, les modèles linéaires de la consommation sont valables uniquement localement autour de la valeur d'engagement, et les recalages de modèles de SED se révèlent difficiles à arbitrer à cause du nombre de paramètres ajustables. Entre ces deux extrêmes il n'existe pas de solutions proposées par le cadre proposé par l'IPMVP et l'ASHRAE Guideline 14. Nous pouvons donc dire que les outils et méthodes d'ajustement de la valeur d'engagement ne fonctionnent pas lorsque les conditions réelles de fonctionnement ou d'utilisation du bâtiment impactent trop la performance énergétique ou lorsque la performance énergétique impacte trop la qualité d'usage du bâtiment. Ces situations mènent à des exclusions contractuelles.

Ceci pose problème à deux égards : d'une part le périmètre d'application des CPE, donc de la garantie de résultat énergétique, peut s'en trouver réduit (type d'espaces, usages de l'énergie, performance visée) et d'autre part ces problématiques ne peuvent plus être ignorées sur des gammes de performance énergétique élevées.

La réduction du périmètre d'application du CPE à cause de ces facteurs met en lumière un problème de fond. Bien que le CPE ne soit pas conçu pour brider une activité humaine, nous avons vu que l'exploitation performante et les usages sobres en énergie ont un rôle important à jouer pour la réduction des consommations énergétiques du secteur du bâtiment.

De plus, il nous semble que ces limites techniques concernant la capacité de prédiction des consommations en fonction des usages impacteront également la viabilité technico-économique des systèmes de production locale en énergie renouvelable fortement valorisés dans le cadre du label E+C- et donc de la future RE 2020.

Enfin, nous avons vu que la notion d'intensité d'usage découle du constat selon lequel il est important d'engager des réflexions sur les besoins des utilisateurs, sur leurs variations possibles et leurs évolutions dans le temps. Cette notion amène à considérer le calcul du rapport entre consommation énergétique et « unité d'usage » et la création d'indicateurs associés exprimés en kWh/ « unité d'usage ». Cela serait sans doute intéressant pour permettre un élargissement du périmètre d'application de l'ajustement de la référence, mais cela soulève également la question de la mesure de ces usages car ces données seraient nécessaires si la méthode d'ajustement de la référence intègre ces facteurs.

En conclusion, nous proposons de centrer notre travail sur l'élaboration d'une méthode d'aide à la réduction des incertitudes sur les consommations d'énergie en phase exploitation. Cette méthode doit notamment apporter une réponse au problème de la capacité de prédiction, donc de la modélisation, des consommations en fonction des facteurs en lien aux évolutions des usages des espaces et de leurs process énergétiques associés, aux comportements et aux pratiques d'exploitation, et de mieux comprendre les corrélations en jeu. Elle doit également pouvoir s'appliquer dans le cadre d'un suivi énergétique opérationnel et/ou d'un CPE, donc être mise en relation avec les moyens de mesure et de vérification des performances en exploitation.

Dans le chapitre 2, nous définirons le cadre de l'évaluation de l'incertitude associée à la consommation d'énergie et déterminerons les problématiques pour l'évaluation de cette incertitude. Puis nous réaliserons l'état de l'art des méthodes de modélisation adaptées à ces problématiques et listerons les

facteurs influents de la phase d'exploitation à partir des retours d'expérience et de la littérature. Enfin, nous définirons la méthode d'aide à la réduction des incertitudes sur la consommation d'énergie en phase exploitation.

Dans le chapitre 3, nous testerons la méthode sur un cas type simulé, représentatif des espaces de bureaux afin de vérifier qu'elle permet de retrouver les variations des consommations d'énergie en fonction des facteurs d'usage et d'exploitation obtenus par SED. Nous déterminerons également les critères et hypothèses permettant d'obtenir des résultats satisfaisants.

Enfin, dans le chapitre 4, nous testerons la méthode sur un cas réel instrumenté aux usages complexes, pour démontrer les bénéfices et les limites de la méthode. Nous en affinerons les règles d'application et nous tirerons des conclusions sur son efficacité pour qualifier la consommation d'énergie en fonction des facteurs de la phase d'exploitation.

Chapitre 2 : Méthode de méta modélisation des consommations en fonction des facteurs d'usage et d'exploitation

Afin de répondre à la problématique de réduction des incertitudes sur les consommations par rapport aux facteurs de la phase d'exploitation soulevée dans le Chapitre 1, il est tout d'abord nécessaire de définir les composantes de cette incertitude et les problématiques posées par leur évaluation. Ensuite, nous dresserons l'état de l'art des méthodes permettant de calculer ces incertitudes dans le cadre du suivi énergétique en phase d'exploitation.

A. Problématiques d'évaluation de l'incertitude

Dans cette partie nous posons le cadre de définition de l'incertitude globale associée à l'estimation de la consommation d'énergie en exploitation et déterminons les problématiques posées par son évaluation.

1. Cadre de définition de l'incertitude des consommations

a) Définitions statistiques

Les statistiques sont la science d'utiliser des données pour apprendre le fonctionnement de processus réels. Les données ne deviennent informations qu'une fois caractérisées. Les statistiques caractérisent les données au travers de leurs tendances centrales (moyennes, médian, mode), leur dispersion (variance, écart type, erreur standard), leur association (corrélation, covariance et régression). Enfin, les statistiques permettent de mesurer, contrôler et communiquer l'incertitude autour de ces mesures. Le calcul de l'incertitude fait intervenir plusieurs grandeurs :

<u>La moyenne</u> $\bar{Y} = \frac{\sum Y_i}{n}$

Elle représente la tendance centrale d'une série d'observations.

<u>La variance</u> $S^2 = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}$

Elle exprime la dispersion au sein d'un ensemble d'observation. Plus la variance est grande, plus l'incertitude sur la moyenne est grande. La variance est la mesure la plus importante de la variabilité d'une série d'observations.

Elle est exprimée au carré de l'unité des données d'origine.

<u>L'écart type</u> $s = \sqrt{S^2}$

Il exprime la dispersion dans la même unité que les données d'origine.

<u>L'erreur standard</u> $SE = \frac{s}{\sqrt{n}}$

Cette grandeur sert à estimer la précision de la moyenne de l'échantillon. Elle est également nommée la déviation standard de la moyenne de l'échantillon.

<u>La déviation standard du total</u> $Stot = \sqrt{n}.s$

Il est également courant de s'intéresser à la qualité statistique d'un total plutôt que de la moyenne. Cette grandeur sert à définir la précision du total d'une série d'observations.

<u>Coefficient de variation</u> $CV = \frac{s}{\bar{Y}}$

Il est également nommé l'écart type relatif.

La distribution normale et le facteur d'élargissement

Sur une courbe de Laplace-Gauss, la surface totale sous la cloche représente toutes les valeurs possibles d'une population. On définit l'intervalle de confiance de 95% pour 1,96 écart-type. 3 écarts types intègrnt quant à euxe 99,74% de la population.

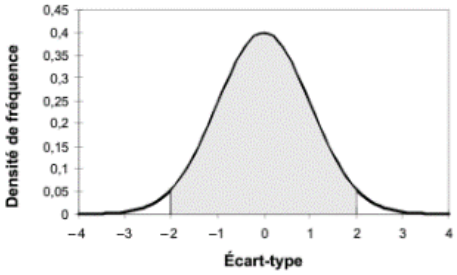


Figure 39: Distribution normale - Intervalle de confiance à 95% (Source : Goupy, 2013)

Le facteur d'élargissement est une valeur qui relie l'écart-type à l'intervalle de confiance, ou encore l'erreur standard à la précision absolue en fonction du nombre de valeurs à disposition et de l'intervalle de confiance désiré. Ce facteur est obtenu dans une bibliothèque de valeur selon le nombre de degrés de liberté en jeu et l'intervalle de confiance que l'on souhaite :

Degrees of Freedom DF	Confidence Level				Degrees of Freedom DF	Confidence Level			
	95%	90%	80%	50%		95%	90%	80%	50%
1	12.71	6.31	3.08	1.00	16	2.12	1.75	1.34	0.69
2	4.30	2.92	1.89	0.82	17	2.11	1.74	1.33	0.69
3	3.18	2.35	1.64	0.76	18	2.10	1.73	1.33	0.69
4	2.78	2.13	1.53	0.74	19	2.09	1.73	1.33	0.69
5	2.57	2.02	1.48	0.73	21	2.08	1.72	1.32	0.69
6	2.45	1.94	1.44	0.72	23	2.07	1.71	1.32	0.69
7	2.36	1.89	1.41	0.71	25	2.06	1.71	1.32	0.68
8	2.31	1.86	1.40	0.71	27	2.05	1.70	1.31	0.68
9	2.26	1.83	1.38	0.70	31	2.04	1.70	1.31	0.68
10	2.23	1.81	1.37	0.70	35	2.03	1.69	1.31	0.68
11	2.20	1.80	1.36	0.70	41	2.02	1.68	1.30	0.68
12	2.18	1.78	1.36	0.70	49	2.01	1.68	1.30	0.68
13	2.16	1.77	1.35	0.69	60	2.00	1.67	1.30	0.68
14	2.14	1.76	1.35	0.69	120	1.98	1.66	1.29	0.68
15	2.13	1.75	1.34	0.69	∞	1.96	1.64	1.28	0.67

Note: Calculate DF using the following,
- DF = n - 1 (for a sample distribution)
- DF = n - p - 1 (for a regression model)

Where,
n = sample size
p = #regression model variables

Figure 40: Tableau des facteurs d'élargissement en fonction du nombre de degrés de liberté et di niveau de confiance (Source : EVO, 2018)

La précision absolue $t \times SE$

La précision absolue est une mesure de l'intervalle dans lequel la véritable valeur est censée se trouver avec un certain niveau de confiance, lequel correspond à une probabilité que cet intervalle contient la valeur estimée.

On définit alors l'intervalle dans lequel une estimation est supposée se trouver avec un certain niveau de confiance par $Intervalle = Estimation \pm Précision\ absolue$

La précision relative $\frac{t \times SE}{Estimation}$

Elle exprime simplement la précision par rapport à la valeur de l'estimation.

b) Performance énergétique et incertitudes

Afin de réduire l'incertitude de la consommation d'énergie en exploitation, nous devons être en capacité de prédire et mesurer la consommation d'énergie en fonction des facteurs en phase d'exploitation. Tout processus de prédiction et/ou de mesure produit une estimation et il y a toujours une différence entre l'estimation et la valeur réelle. L'analyse de l'incertitude est l'analyse de la probabilité que l'estimation se situe à une certaine distance de la valeur réelle.

Le niveau de confiance est la probabilité que les économies d'énergie ou que la consommation d'énergie estimées se trouvent dans un intervalle donné. Le niveau de précision est un intervalle relatif ou absolu à l'intérieur duquel la valeur mesurée est supposée se trouver avec un niveau de confiance donné. Ces deux grandeurs, liées entre elles doivent être données ensemble comme illustré ci-dessous :

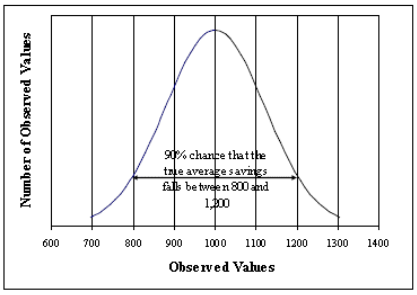


Figure 41: Illustration de l'incertitude et du niveau de confiance sur une consommation d'énergie (Source: IPMVP Volume I, 2012)

Dans cet exemple, le niveau de précision correspond à l'intervalle [800-1300] et présente un niveau de confiance de 90%. L'IPMVP stipule qu'un niveau d'économie d'énergie doit toujours être accompagné d'un intervalle de précision associé à un niveau de confiance. Ceci permet de savoir si les économies d'énergie sont significatives, autrement dit si elles sont réellement associées à l'effet d'une action de performance énergétique et non de variations aléatoires autres. L'IPMVP propose que les économies d'énergie doivent être deux fois plus grandes que l'erreur standard associée à l'estimation de la consommation de référence. L'ASHRAE Guideline 14 pose que l'erreur standard associée à l'estimation des économies d'énergie doit être deux fois plus faible que la valeur des économies d'énergie prévue à un niveau de confiance de 68%.

La relation suivante est la base de la définition d'une économie d'énergie.

$$Economies = (Consommation\ de\ référence - Consommation\ de\ suivi) \pm ajustements \quad \textbf{(2.1)}$$

Ce principe de base implique les erreurs potentielles suivantes :

- Erreur d'estimation de la consommation de référence ajustée
- Erreur de mesure de la consommation de suivi

Les problématiques soulevées au Chapitre 1 amènent plutôt à garantir une cible de consommation qu'une économie d'énergie. Le raisonnement est alors similaire au précédent à ceci près que les incertitudes servent à définir une cible dont le risque de dépassement est quantifié. Rappelons que les risques de déviation d'une consommation d'énergie sont répartis entre les risques pris par le contractant qui sont intégrés dans la valeur d'engagement, et les risques qu'il n'assume pas qui sont alors intégrés dans l'équation d'ajustement de la référence. Les risques mis en ajustement sont traditionnellement ceux de la phase exploitation et constituent la fameuse « frontière » de la prise du risque que nous avons vue dans le Chapitre 1. Une fois que cette répartition est faite, garantir une consommation d'énergie cible consiste à vérifier la relation :

$$Consommation\ de\ suivi = Consommation\ cible \pm ajustements \quad \textbf{(2.2)}$$

Ce principe de base implique les erreurs potentielles suivantes :

- Erreur d'estimation de la consommation cible ajustée
- Erreur de mesure de la consommation de suivi

Sur un périmètre de consommations énergétiques totales d'un bâtiment, les erreurs de mesure de la consommation de suivi sont nulles car elles sont obtenues via le compteur concessionnaire (IPMVP, 2012). Ainsi, l'erreur sur laquelle il convient de se pencher est l'erreur d'estimation de la consommation cible ajustée.

L'IPMVP et l'ASHRAE Guideline 14 déclinent les sources d'erreurs d'estimation possibles en trois types d'incertitudes quantifiables : les incertitudes d'échantillonnage, de mesure et de modélisation.

2. Incertitudes de modélisation

Un modèle mathématique de la consommation est créé pour pouvoir effectuer les ajustements récurrents de la consommation de référence ou cible. Ceci n'est pas mesurable puisque l'on cherche à savoir si la consommation mesurée est conforme à une cible ajustée à des conditions d'exploitation différentes de celles prises initialement. Une modélisation est donc effectuée pour déterminer si la différence est due aux facteurs d'ajustement ou à une défaillance par rapport aux risques pris dans la valeur d'engagement.

Modéliser implique de définir une fonction mathématique qui relie la consommation d'énergie à des variables indépendantes. Cette modélisation est habituellement effectuée par régression. L'IPMVP résume les erreurs courantes rencontrées : omission de variables indépendantes pertinentes ou inclusion de variables non-pertinentes, choix d'une forme mathématique inappropriée, ensemble des données de référence insuffisant ou non représentatif, autocorrélation, colinéarité, *overfitting* et l'erreur de biais liée à des relevés sur des durées différentes.

Olinga (2017) rappelle que les points principaux pour réduire l'incertitude de modélisation reposent sur la bonne forme mathématique à priori incluant tous les facteurs influents pertinents (température extérieure, taux d'occupation, etc…).

Avant tout, il est primordial de s'affranchir des problèmes d'autocorrélation et de colinéarité.

<u>L'autocorrélation</u>

L'autocorrélation est le phénomène selon lequel dans une série de données Y_i il y a une corrélation entre Y_i et Y_{i-k}. Cela signifie par exemple que la valeur d'un compteur à l'instant t peut être estimée via la valeur de ce même compteur à l'instant t-2. Ceci est un problème pour la création de modèles par régression. En effet l'estimation des coefficients par régression reste correcte, cependant le calcul de l'erreur standard associée aux coefficients ne l'est pas et la pertinence statistique de ces derniers est questionnable. Autrement dit, l'autocorrélation implique que le nombre de données exploitables est inférieur au nombre de données collectées puisque l'information contenue n'est pas complètement nouvelle à chaque fois. Cela fait que la variance apparaît plus faible qu'elle ne l'est en réalité et rend certains facteurs influents alors qu'ils ne le sont pas. Nous avons vu que plusieurs travaux écartent les régressions linéaires pour les applications de prédiction de la consommation énergétique à court terme à cause de ce problème. Ceci permet de définir une « borne temporelle inférieure » à l'utilisation des modèles polynomiaux qui correspond à une période plus grande que celle où l'autocorrélation est présente, et typiquement estimée à une journée dans le cas du bâtiment.

<u>La colinéarité</u>

Ce phénomène survient lorsque deux ou plus variables sont corrélées entre elles, et qu'elles présentent donc un caractère de dépendance. Cela pose des problèmes également sur le calcul des erreurs standards associées aux coefficients du modèle en les surestimant. Cela rend l'estimation des coefficients sensibles

et ces coefficients peuvent alors changer de manière soudaine en réponse à de petits changements dans le modèle ou dans le jeu de données, voire même changer de signe. Ce problème n'affecte pas nécessairement la capacité prédictive du modèle mais uniquement la partie reliée à un facteur pris individuellement. Cela crée également des difficultés pour identifier correctement les facteurs réellement influents. Pour éviter ce problème, il convient de s'assurer que les variables sélectionnées sont indépendantes et de réduire leur nombre au minimum.

Une fois ces conditions satisfaites, le modèle créé doit être vérifié par les tests suivants :

<u>Le coefficient de détermination</u> $R^2 = 1 - \frac{\sum(\hat{Y}_i - Y_i)^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2}$ **(2.3)**

où :

$\hat{Y}_i$ est la valeur calculée par le modèle de la consommation au point i sur la base des valeurs mesurées des variables indépendantes

$\bar{Y}$ est la moyenne des consommations d'énergie mesurées

Y_i est la valeur mesurée de la consommation d'énergie au point i

Ce coefficient évalue la partie de la variation de la réponse par rapport à la moyenne expliquée par les variations des variables indépendantes. Le coefficient R^2 est compris entre 0 et 1 et il est peu probable d'obtenir 0 ou 1 avec des données mesurées. Comme il n'y a pas de standard universel qui définit la valeur acceptable de R^2, IPMVP fixe une valeur minimum à respecter de 0,75 pour qualifier une corrélation raisonnablement bonne. Le test du R^2 est le premier test et ne constitue pas une vérification suffisante ni pour approuver ni pour rejeter un modèle.

<u>Le coefficient de détermination ajusté</u> $R^2 ajusté = 1 - \frac{(1-R^2).(n-1)}{n-p-1}$ **(2.4)**

où $n - p - 1$ le nombre de degrés de liberté ($p + 1$ est le nombre de paramètre du modèle, p est le nombre de facteurs influents auquel on rajoute 1 pour le mode constant)

Le coefficient R^2 ajusté est un coefficient utilisé pour éviter l'écueil du coefficient R^2 qui augmente toujours lorsque des variables indépendantes sont ajoutées dans le modèle, qu'elles soient pertinentes ou non. Le coefficient R^2 ajusté est une version de R^2 modifiée par rapport au nombre de variables du modèle. Le R^2 ajusté augmente uniquement si la variable ajoutée améliore le modèle réellement.

<u>L'erreur standard de l'estimation</u> $RMSE = \sqrt{\frac{\sum(\hat{Y}_i - Y_i)^2}{n-P-1}}$ **(2.5)**

<u>Le coefficient de variation de la racine de l'erreur moyenne</u> $CV(RMSE) = \frac{RMSE}{\bar{Y}}$ **(2.6)**

donne une mesure de l'erreur standard de l'estimation par rapport à la moyenne des valeurs observées.

<u>L'erreur moyenne de biais</u> $MBE = \frac{\sum(\hat{Y}_i - Y_i)}{n-p}$ **(2.7)**

est une autre mesure couramment utilisée pour évaluer le biais général de l'estimation obtenue par le modèle. Un MBE positif indique une tendance à la surestimation alors qu'un MBE négatif indique une tendance à la sous-estimation.

<u>L'erreur moyenne de biais normalisée</u> $NMBE = \frac{MBE}{\bar{Y}}$ **(2.8)**

Le RSME, le CV(RMSE) et le MBE peuvent être utilisés tous les trois pour évaluer un modèle. L'IPMVP indique que pour être acceptable un modèle doit vérifier :

- CV(RMSE) compris entre ±15%
- NMBE compris entre ±7,5%

ASHRAE Guideline 14 stipule que les valeurs acceptables sont :

	CV(RMSE)	NMBE
Pour un pas mensuel	15%	5%
Pour un pas horaire	30%	10%

Tableau 9: Critères statistiques de validation d'un modèle de la consommation énergétique selon l'ASHRAE Guideline 14

Le F de Fisher $F = \frac{\sum(\hat{Y}-\bar{Y})^2}{\sum(\hat{Y}-Y)^2}$ **(2.9)**

est le rapport de l'écart quadratique du modèle à celui des résidus. Plus la valeur F est grande, meilleur est le modèle.

Calcul des incertitudes de modélisation

L'IPMVP donne la formule suivante pour déterminer l'incertitude totale *Um* de l'estimation fournie par la modélisation :

$$Um = t \times RMSE \quad \textbf{(2.10)}$$

où t est le facteur d'élargissement en fonction des degrés de liberté et du niveau de confiance souhaité et RMSE l'erreur standard de l'estimation définie plus haut.

L'analyse des résidus

L'analyse des résidus sert à vérifier l'hypothèse d'homoscédasticité (égalité de la variance pour les résidus). En créant un graphique des résidus en fonction des valeurs des variables indépendantes, on ne doit alors observer aucune tendance remarquable.

Par exemple, la figure 45 illustre 3 exemples de graphique des résidus en fonction de la valeur prévue. Le graphique de gauche correspond à un modèle par morceaux à 2 paramètres alors que le graphique au milieu correspond à un modèle par morceaux à 4 paramètres. On discerne bien à gauche la tendance liée au manque de représentation de la deuxième pente. Le graphique de droite montre un cas où le modèle linéaire n'est pas satisfaisant et doit être remplacé par un modèle d''ordre 2.

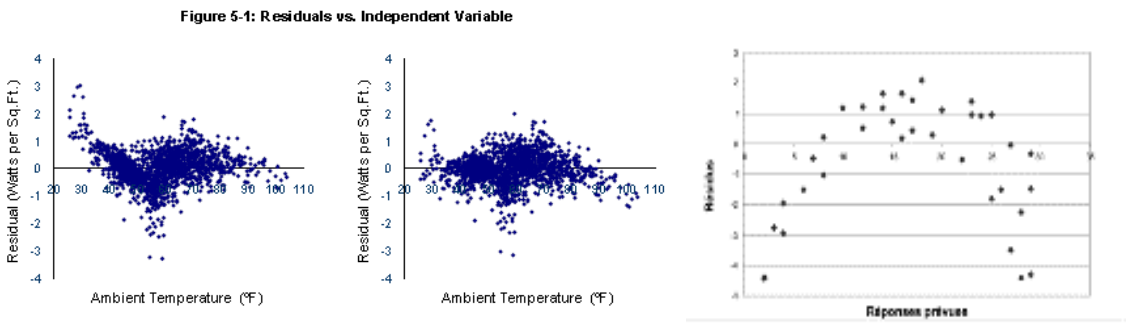


Figure 42: Exemples de graphiques des résidus en fonction de la valeur prévue (Source: EVO, 2018 à droite; Goupy, 2013 à gauche)

3. Incertitudes d'échantillonnage

En raison des contraintes budgétaires ou du manque d'anticipation, il n'est pas toujours possible d'installer des compteurs sur tous les équipements consommateurs ou bien des capteurs permettant de suivre complètement le fonctionnement des installations et les ambiances. Le fait de n'instrumenter qu'un nombre réduit de paramètres à observer (échantillonnage des paramètres pour des questions budgétaires par exemple) induit des erreurs puisque tous les points d'observation possibles ne sont pas mesurés. L'hypothèse fondamentale derrière un échantillonnage est que ce qui n'est pas mesuré aura les mêmes tendances centrales que ce qui est mesuré. L'incertitude d'échantillonnage peut être réduite par la définition d'un échantillon de taille suffisante (Adcock, 1997). On calcule la taille initiale de l'échantillon par la formule suivante :

$$n_0 = \frac{z^2 \times cv^2}{e^2}$$

où :

n_0 est la taille initiale de l'échantillon

cv est le coefficient de variation qui est le ratio de l'écart type des mesures à la moyenne. Une valeur de 0,5 est prise pour initialiser le processus de détermination de ce paramètre.

e est le niveau de précision recherché

z est le facteur d'élargissement pour un nombre infini de degrés de libertés au niveau de confiance recherché

La taille de l'échantillon est ensuite finalisée en déterminant la valeur du coefficient de variation cv du groupe étudié. Si ce dernier est inférieur à 0,5, la taille de l'échantillon peut être réduite. Dans le cas contraire elle doit être augmentée. Au fur et à mesure des itérations, la convergence peut être plus ou moins rapide. Dans un cas réel, il y aura une taille maximum d'échantillonnage définie par exemple par le budget du M&V destiné à l'instrumentation. Ye et al. (2013) ont développé une méthode d'échantillonnage aléatoire par couche (relativement homogènes) pour les projets de *Clean Development Mechanism* (CDM) permettant de satisfaire le critère de 90% de niveau de confiance pour 10% de précision (appelé critère 90/10) tout en optimisant le coût de l'échantillonnage. Selon l'ASHRAE Guideline 14, l'incertitude d'échantillonnage est définie par l'erreur standard au sein du i-ème sous-groupe par :

$$U_{si} = \sqrt{\left(1 - \frac{n_i}{N_i}\right) \times \frac{1}{n_i} \times \left(\frac{\sum_{i=1}^{n_i}(y_i - \bar{Y}_i)^2}{n_i - 1}\right)} = \sqrt{\left(1 - \frac{n_i}{N_i}\right)} \times \frac{cv_i \bar{Y}_i}{\sqrt{n_i}} \qquad \textbf{(2.11)}$$

où cv_i est le coefficient de variation (rapport de l'écart type à la moyenne) de la consommation d'énergie, $\bar{Y}_i$ est la moyenne ; n_i est taille de l'échantillon et N_i est la taille du i-ème sous-groupe.

L'incertitude d'échantillonnage totale sera la combinaison de toutes les incertitudes des sous-groupes :

$$U_s = \sqrt{\sum_{i=1}^{I} \left(\frac{N_i}{N}\right)^2 . Us_i^2} \qquad \textbf{(2.12)}$$

où I est le nombre total de sous-groupes, N_i est la taille de la population du i-ème sous-groupe et N est la taille de la population totale. Ces formules permettent de déterminer une taille d'échantillon par sous-groupe pour minimiser l'incertitude.

4. Incertitudes de mesures

Les incertitudes de mesures sont liées aux instruments de mesures et aux erreurs de mesures associées. Ces erreurs viennent de la précision des instruments eux-mêmes mais pas seulement. Elles peuvent venir aussi d'une mauvaise calibration de l'équipement de mesure, de l'utilisation d'un instrument de mesure en dehors de sa plage de validité, de la sélection d'un instrument de mesure à la plage de validité trop étendue par rapport à la plage mesurée, d'un mauvais placement (débitmètre près d'un coude), des erreurs de communication des données (protocoles de communication) ou à des erreurs humaines lors de l'acquisition des données. Il faut retenir que la précision de mesure sera toujours inférieure à celle donnée par le fabricant.

La précision des instruments est donnée sur la base de tests en laboratoire. La précision est parfois donnée par les fabricants en % de la valeur maximum sur l'échelle de mesure. Pour ce cas, il est important de considérer dans quelle zone du domaine de mesure du capteur les valeurs mesurées vont tomber pour déterminer la précision de la mesure appliquée à un plan de M&V donné. De manière évidente, sélectionner un capteur dont la plage est trop étendue et dont la précision est définie par rapport à la valeur maximale mesurable réduit considérablement la précision de la mesure.

Lorsque l'on utilise une seule mesure (par exemple un seul relevé de compteur) pour calculer une économie d'énergie, l'erreur de mesure pour un point de mesure est donnée par :

$$SE = \frac{précision\ relative\ du\ capteur\ \times valeur\ mesurée}{t}$$

où t est le facteur d'élargissement pour un nombre infini de degré de liberté correspondant au niveau de confiance recherché.

Si l'on fait plusieurs relevés avec le même capteur, les valeurs observées contiennent à la fois l'erreur de mesure et les variations temporelles du phénomène. Dans un tel cas, l'erreur standard de l'estimation de la moyenne est donnée par $SE = \frac{s}{\sqrt{n}}$

Les erreurs de mesure qui doivent être évaluées dans le cadre du M&V sont les comptages d'énergie non-concessionnaire et les mesures des variables indépendantes durant la période de suivi. Les données de compteurs concessionnaires et les données climatiques fournies par les agences gouvernementales sont considérées à erreur nulle (IPMVP). De plus, les erreurs de mesures durant la période de référence sont considérées intégrées dans les erreurs de modélisation de la consommation de référence.

L'erreur combinée de plusieurs mesures est donnée par :

$$RE_{instrument} = \frac{\sqrt{\sum(précision\ relative\ du\ capteur \times valeur\ de\ référence\ de\ la\ précision)^2}}{\sum moyenne\ mesurée\ par\ chaque\ capteur} \quad \textbf{(2.13)}$$

Typiquement si l'on mesure plusieurs variables indépendantes, l'erreur de mesure doit être combinée de cette manière.

L'erreur U_{iv} induite sur l'estimation de la consommation d'énergie en période de suivi par l'erreur de mesure des variables d'ajustement est déterminée en calculant deux fois les économies d'énergie. Une fois avec les valeurs minimales et une fois avec les valeurs maximales des variables d'ajustement.

5. Détermination de l'incertitude globale

L'IPMVP précise que les trois types d'incertitudes peuvent être combinées dans le cas de la définition des économies d'énergie par addition ou par multiplication si et seulement si elles sont indépendantes. La combinaison s'effectue en considérant l'erreur standard (RMSE) associée à chaque type d'incertitude comme suit :

$$Erreur\ standard = \sqrt{SE(modélisation)^2 + SE(mesure)^2} \quad \textbf{(2.14)}$$

A partir de la même formule générale que celle utilisée par l'IPMVP, l'ASHRAE Guideline 14 a élaboré une définition plus précise :

$$Erreur\ standard = \sqrt{\frac{CV(RMSE)^2}{m} \times 5{,}12 \times n + {U_s}^2 + RE^2_{instrument} + U^2_{iv}} \quad \textbf{(2.15)}$$

Ce terme peut être exprimé comme suit :

$$Erreur\ standard = \sqrt{\begin{array}{c} SE(modélisation)^2 + SE(échantillonnage\ M\&V)^2 + SE(mesure\ M\&V)^2 \\ +SE(effet\ des\ valeurs\ min/max\ mesures\ M\&V\ via\ modèle)^2 \end{array}}$$

(2.16)

A partir de cette erreur standard, il est possible de définir l'incertitude globale par $t \times Erreur\ standard$.

L'incertitude de modélisation soulève la question de l'outil utilisé. Il y a trois catégories de modèles énergétiques des bâtiments (Manfren, 2013) :

- Les « white box » : ce sont les modèles complexes qui représentent les équations physiques du bâtiment, ce sont en général les outils de simulations thermiques dynamiques (STD) et simulations énergétiques dynamiques (SED). Nous faisons référence aux SED dans le cas particulier des calculs de consommation d'énergie impliquant la modélisation des systèmes techniques.
- Les « black box » : ce sont les métamodèles construits sur la base de données. Ils sont appelés boîtes noires car ils ne sont pas basés sur des principes physiques. On en trouve plusieurs sortes avec différents degrés d'opacités.
- Les « grey box » : ce sont des modèles mixtes entre les deux précédentes catégories. Ils reposent sur des principes physiques mais formulés de façon simplifiée et complétés par des approches statistiques. Ils sont typiquement créés sur une base d'apprentissage et testés sur une base d'autres données sélectionnées aléatoirement.

Les modèles STD et SED font l'objet de tests bien encadrés (ANSI/ASHRAE 2004 Standard 140-2004, Henninger et Witte 2003, Henninger et Witte 2007, démarche BESTest) les positionnant comme des outils réputés fiables. Ils peuvent prédire la consommation d'énergie de façon très proche de la réalité si et seulement si les données d'entrées correspondent à la réalité, ce qui peut souvent faire référence à la façon dont les bâtiments sont occupés (Vorger, 2015).

Les STD et SED sont donc suffisamment fiables pour modéliser une situation réelle mais dépendent pour cela de l'adéquation des données d'entrée. Cependant, ces modèles ont de nombreux paramètres d'entrée dont la saisie réaliste présente des difficultés tant en termes d'acquisition de la bonne valeur avec une précision suffisante pour chacun de ces paramètres qu'en termes de détermination de ceux qui sont les plus influents.

La problématique du nombre de paramètres et de leurs combinaisons possibles amène à effectuer des analyses de sensibilité pour déterminer quels paramètres sont les plus influents afin de se concentrer sur ces derniers pour affiner la connaissance que l'on a de leurs valeurs. C'est la démarche rationnelle pour une meilleure maîtrise du risque d'atteinte d'une cible de consommations d'énergie : il faut obtenir l'information relative aux facteurs créant le plus de variations de la consommation. Ceci est nécessaire pour éviter qu'un ou plusieurs facteurs clefs soient exclus du plan de mesure et de vérification sur un bâtiment.

La problématique de la précision avec laquelle nous connaissons (ou pas) la valeur des paramètres est quant à elle liée à l'erreur de mesure (capteur et échantillonnage) mais aussi à l'exclusion de facteurs influents (plan de M&V). Des notions d'incertitudes sur ces valeurs sont inévitables et la propagation de ces incertitudes sur les consommations prédites est nécessaire.

Les problématiques d'analyses de sensibilité et de propagation d'incertitude présentent toutes deux des difficultés en termes de nombre de combinaisons possibles. Des méthodes spécifiques doivent donc être développées pour optimiser le nombre de combinaisons à simuler et des outils de modélisation adaptés doivent être utilisés pour réduire le temps de calcul.

Caucheteux (2016), Jaffal et Inard (2017), Østergård (2018) rappellent également que les SED sont chronophages. Il n'est donc pas envisageable d'effectuer systématiquement des dizaines de milliers de simulations pour effectuer les analyses de sensibilité permettant de couvrir l'espace de variation des paramètres d'entrée. Les modèles « grey-box » sont plus simples d'utilisation et plus rapides que les modèles « white box ». Les modèles « black-box » (ou métamodèles) sont moins faciles à interpréter mais permettent une bonne précision en effectuant un nombre important de simulations dans un temps réduit. Ils ont été utilisés pour se substituer à l'exécution de codes de calculs nécessitant trop de temps de calcul (Iooss, 2011). Ils représentent une alternative intéressante pour des applications comme la prédiction, le contrôle ou la détection (Manfren, 2013 ; Romani, 2015). Ils peuvent également être utilisés pour les analyses de sensibilité et l'exploration du modèle pour une meilleure compréhension de son comportement, des effets des variables d'entrée et leurs interactions (Iooss, 2011).

Enfin, nous avons vu que l'incertitude globale sur la consommation d'énergie est définie par la précision de modélisation et de mesure. Les incertitudes de mesures sont bien définies et ne font pas l'objet de nos travaux. Elles sont plutôt liées aux moyens budgétaires à disposition. Mais les incertitudes de mesures sont aussi impactées par la liste des variables que l'on veut suivre dans le temps. L'inclusion ou l'exclusion des variables vient de la structure du modèle de prédiction utilisé pour l'ajustement durant le suivi énergétique et impactent également l'incertitude de modélisation. Ces deux incertitudes se font écho dans le cadre de l'optimisation de l'incertitude globale et du coût du M&V (Olinga, 2017). Il y a un lien à établir entre la méthode de modélisation et le plan de M&V.

En résumé, les problématiques pour réduire l'incertitude globale de l'estimation de la consommation d'énergie en exploitation sont :

- Réduire le temps de calcul
- Identifier les paramètres influents
- Établir un lien entre le modèle et le plan de M&V
- Connaître l'impact des incertitudes des données d'entrée sur l'estimation de la consommation

Dans la partie suivante, nous aborderons l'état de l'art de la création des métamodèles permettant de réduire le temps de calcul tout en recherchant une précision suffisante. Puis nous dresserons un état de l'art des méthodes d'analyse de sensibilité permettant de réduire le nombre de paramètres et d'identifier les paramètres influents, et analyserons des retours d'expérience concernant les facteurs influents sur la consommation en phase exploitation. Enfin nous étudierons les méthodes de propagation de l'incertitude des données d'entrée sur l'estimation de la consommation et le lien avec le plan de M&V.

B. Méthodes de création des métamodèles pour réduire le temps de calcul

Nous dressons dans cette partie l'état de l'art de construction des métamodèles et de leurs applications.

1. Types de métamodèles

Dans le chapitre 1, nous avons présenté les principales méthodes de régression linéaire utilisées dans le cadre du M&V proposé par l'IPMVP et l'ASHRE Guideline 14. Ce sont des exemples particuliers de métamodèles qui ne sont valables que localement autour de la consommation cible. Dans la littérature, nous trouvons un nombre important de méthodes pour construire des métamodèles. Les méthodes de régressions incluent la régression linéaire, multilinéaire et polynomiale. D'autres approches plus complexes incluent les fonctions splines à régression adaptative multidimensionnelle (MARS pour *multivariate adaptative regression splines*), le processus gaussien de régression (GPR pour *Gaussian Process Regression*), les séries de Fourier (FSM pour *Fourier Series Model*), les polynômes de chaos, la méthode des réseaux de neurones artificiels (ANN pour *Artificial Neural Network*), les régressions à vecteur de support (SVR pour *support vector regression*), l'arbre de décision (CART pour *classification and regression trees*) et la forêt aléatoire (RF pour *random forest*). Ces méthodes présentent toutes des variantes et des méthodes d'optimisations. Nous pouvons distinguer deux grands groupes, les approches par régressions, qui restent relativement proches des pratiques courantes des professionnels, et les approches plus sophistiquées. Une tendance marquée au déploiement des plateformes de suivi énergétique est constatée actuellement sur le marché (Granderson et al., 2016). Ces plateformes permettent le suivi des consommations sur site ou à distance. Les technologies associées aux plateformes de suivi énergétique utilisent en général une approche de construction automatique de modèle de référence de la consommation pour déterminer le potentiel d'économie d'énergie. Ce sont des modèles dits de « *machine learning* » qui relient la consommation d'énergie à des paramètres comme la température extérieure, l'humidité ou les horaires d'utilisation du bâtiment. En effet, la mise en place de plus en plus systématique de compteurs et sous-compteurs permet une télérelève horaire, ou un pas de temps de 15min, générant une masse de données qui permet d'envisager un nouveau type de génération de modèles. Ces modèles sont supposés être plus précis que les modèles obtenus par régressions classiques. Ils ne sont pour autant pas encore utilisés de manière généralisée. Une comparaison 10 méthodes de création de ces modèles dits de « machine learning » a été effectuée par Granderson et al. (2016). Des modèles ont pu être collectés pour former une importante base de données sous des climats variés. Ils sont uniquement basés sur la température extérieure, la date et l'heure de la journée, et sont listés dans le tableau 10 ci-dessous :

N°	**Description et origine de la méthode**
M1	Combinaison des méthodes d'analyse des composants principaux (principle component analysis) et de bin modeling, développé par Buildings Alive Pty. Ltd, Sydney, Australie
M2	Combinaison des méthodes forêts aléatoires (Random Forest), arbres de décisions extrêmement aléatoires (extremely randomized trees) et de semaine moyenne (Mean Week), développé par Paul Raftery et Tyler Hoyt du Center for the Built Environment, University of California, Berkeley.
M3	Méthode avancée de régression incluant un terme d'inertie (drift), développé par Gridium Inc.
M4	Semaine moyenne (Mean Week) où la prédiction dépend uniquement de l'heure et du jour. Par exemple la prédiction pour le mardi à 15h est la moyenne de toutes les données des mardis à 15h. Avec cette méthode il y a une consommation différente pour chaque jour de la semaine mais en revanche pas pour les différentes semaines d'un mois. Cette approche est considérée simpliste et a été inclus dans cette comparaison pour référence.

M5	Moment de la semaine et température (Time-of-week-and-temperature) où la prédiction est la somme de deux termes, l'un lié au moment qui permet d'avoir des consommations différentes selon les moments, et l'autre issu d'une relation à la température extérieure. L'effet de la température est estimé séparément pour les périodes avec des consommations élevées et faibles pour déterminer les pentes différentes pendant les heures d'occupation et d'inoccupation.
M6	Moment de la semaine et température pondérée (Weighted time-of-week-and-temperature) qui reprend la méthode 5 mais en ajoutant un facteur de pondération pour donner plus de poids aux données des jours précédents proches du jour de prédiction. Ceci est réalisé en faisant « fitter » le modèle avec des coefficients de pondération qui décroient en fonction du temps dans les deux directions depuis le jour central.
M7	Combinaison des approches du voisin le plus proche (nearest neighbors) et du modèle linéaire généralisé (generalized linear model), développé par Lucid Design Group.
M8	Combinaison de Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) (traduction) et d'autres techniques de régressions avancées.
M9	Combinaison du bin modeling et d'autre techniques de régressions avancées, développé par Performance Systems Development of New York, LLC.
M10	Régression avancée par voisin le plus proche (Nearest neighbor advanced regression)

Tableau 10: 10 méthodes de modélisation "machine learning" (Granderson et al., 2016)

Les prédictions de la consommation issue de ces méthodes ont été comparées aux consommations énergétiques réelles de plusieurs centaines de bâtiments. Granderson propose sur la figure 43 une base de comparaison entre les 10 méthodes considérées :

Model	Prediction accuracy	Model complexity	Computational time
M1	Medium	Medium high	Low
M2	High	High	Medium
M3	High	Medium high	Low
M4	Medium	Low	Low
M5	High	Low	Low
M6	High	Medium	Medium
M7	Medium	Medium high	Medium high
M8	High	High	High
M9	High	Medium high	Low
M10	High	Medium high	High

Figure 43: Comparaison de l'efficacité des principales méthodes de machine learning pour le suivi énergétique (Granderson et al. 2016)

Granderson constate que dans la majorité des cas, il existe une tendance au biais vers une surestimation de la consommation d'énergie. Mais il postule, sans toutefois conclure, que ceci peut être l'effet d'une réduction des consommations de ces bâtiments dans le temps. Ces résultats soulèvent donc l'épineux problème de la fiabilité pour interprétation et plan d'action.

De plus, l'étude menée par Gallagher et al. (2018) montre qu'il faut une durée de relevés de données d'au moins 6 mois pour obtenir une fiabilité acceptable, comme illustré sur la figure 44 ci-dessous :

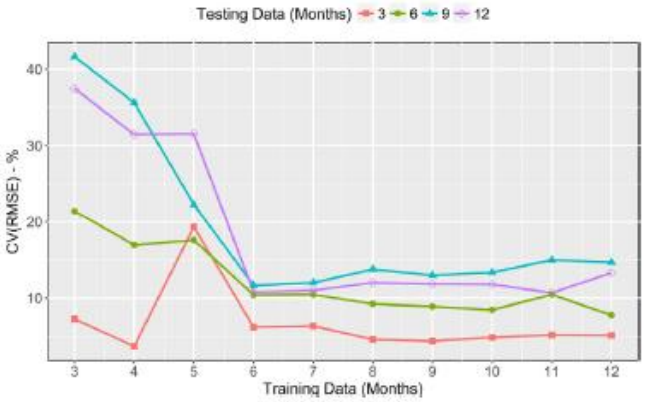


Figure 44 : Evolution de la précision du modèle prédictif obtenu par la méthode des réseaux de neurones artificiels en fonction de la durée de la période d'apprentissage et de test (Gallagher et al., 2018)

Cela implique un décalage entre les phénomènes réels à la source d'une information et le temps qu'il faut pour que le modèle « apprenne » et restitue une prédiction fiable.

Gallagher et al. (2018) ont également testé l'usage des techniques de « *machine learning* » pour améliorer la précision d'un modèle de la consommation de référence dans le cas d'un site industriel. Gallagher met en avant dans sa veille que ces méthodes ont jusqu'ici montré des performances limitées lorsque la consommation d'un bâtiment dépend fortement d'autres facteurs que la température extérieure et le moment de la semaine. Il a comparé les résultats de plusieurs algorithmes de « *machine learning* » avec des modèles traditionnels obtenus par régression des moindres carrés ordinaires (bilinéaire et multilinéaire). Ses résultats montrent que plus on utilise de points, plus la régression traditionnelle et le « *machine learning* » ont des résultats proches. En revanche avec moins de données (intervalle mensuel) le « *machine learning* » permet de meilleurs résultats. Les régressions multilinéaires classiques ont besoin d'un nombre de données plus important. Les algorithmes de « *machine learning* » permettent « d'apprendre » avec moins de données mais en conséquence ne restituent aucune compréhension du phénomène étudié.

Østergård et al. (2018) ont étudié les avantages et les inconvénients de 6 techniques de constructions de métamodèles à partir de simulations thermiques dynamiques des bâtiments pour application à un problème d'optimisation multicritère de la conception : la régression multilinéaire avec méthode des moindres carrés (OLS pour *ordinary least square*), la forêt aléatoire (RF), la support vector regression (SVR), les fonctions splines à régression adaptative multidimensionnelle (MARS), le processus Gaussien (GPR) et les réseaux de neurones (ANN). La comparaison est effectuée en fonction de la précision de prédiction, du besoin en puissance de calcul, de la facilité d'utilisation, de la transparence et de la fiabilité de l'outil. L'évaluation est faite pour 3 types d'utilisateurs : l'expert avec suffisamment de temps et un objectif de précision important, le non-expert en métamodèles avec un temps limité et un besoin de fiabilité et un outil automatique qui nécessite un minimum de données d'entrées. Un espace type de bureau est utilisé pour cette analyse. Pour le niveau « expert », le réseau de neurones artificiel est recommandé pour sa précision. Pour les non-experts, le processus Gaussien est recommandé pour sa capacité à produire un modèle fiable et suffisamment précis avec un nombre raisonnable de simulations. Enfin pour l'outil de modélisation automatique, la régression multilinéaire est recommandée car elle permet d'obtenir une bonne précision avec peu de points de simulations.

Tian et al. (2015) ont élaboré un métamodèle de prédiction des besoins de chaud et de froid pour un campus aux Etats-Unis en fonction des paramètres de conception (surface, hauteur, surfaces vitrées, niveaux d'isolation) et d'exploitation (en particulier les apports internes liés aux équipements utilisés dans le campus et aux occupants et les plannings associés). L'auteur compare différentes méthodes de

régression : régression multilinéaire et ses diverses optimisations (transformation en racine carrée, Lasso, Moindres carrés partiels), régressions à vecteur de support (SVM), fonctions splines à régression adaptative multidimensionnelle (MARS), Processus Gaussien (GP) et Processus Gaussien à arbre bayesien (BTGP pour *Bayesian Trees Gaussian Process*). Pour les besoins de chaud, tous les modèles présentent des RMSE très similaires. Le modèle multilinéaire présente donc un excellent compromis entre précision, facilité d'utilisation et transparence. Pour les besoins de froid, la méthode MARS donne les meilleurs résultats. La méthode multilinéaire donne des résultats similaires aux autres méthodes après transformation par racine carrée. D'après ces résultats, l'auteur recommande la régression multilinéaire pour construire des métamodèles de la consommation énergétique des parcs immobiliers en exploitation, notamment en raison du fait que les autres méthodes, pour un gain de précision très faible, sont plus complexes d'utilisation et nécessitent un savoir-faire précis quant à leur calibration. L'auteur rappelle également que le bon choix dépend de l'abondance de données disponibles et du temps disponibles. Si ces éléments sont limités, l'utilisation des méthodes comme Lasso et les moindres carrés partiels permettent d'obtenir de bons résultats avec la régression multilinéaire.

Yildiz et al. (2017) ont étudié la consommation d'électricité d'un campus en Australie en fonction des variables d'exploitation. Le but est de construire un modèle prédictif à court terme de la consommation horaire et du pic d'appel de puissance d'électricité du campus. Les variables prises en compte sont la consommation à la même heure le jour précédent et la semaine précédente, la consommation moyenne des 24h précédentes, la distinction jour ouvré ou non, la température de l'air extérieur, l'humidité relative extérieure, l'enthalpie extérieure et un paramètre d'inconfort thermique. Des métamodèles sont obtenus pour chaque saison, à l'échelle du campus et à l'échelle d'un bâtiment et pour 7 méthodes différentes : la régression multilinéaire, 4 types de réseaux de neurones artificiels, régressions à vecteur de support (SVM), les arbres de régression (RT). La méthode de régression multilinéaire obtient un coefficient de détermination R^2 compris entre 0,81 et 0,93. Les méthodes dérivées des réseaux de neurones artificiels obtiennent de meilleurs résultats, avec un coefficient de détermination R^2 compris entre 0,93 et 0,99. L'auteur conclus que les méthodes dites de « *machine learning* » donnent une meilleure précision que la régression multilinéaire mais que cette dernière a permis une meilleure implication de l'utilisateur ce qui est un avantage important. La complexité des méthodes de « *machine learning* » est importante et nécessite de l'expertise. L'auteur ajoute que l'utilisation de ces méthodes doit se faire pour des cas où la précision de la prédiction est un critère très important et présente des difficultés à atteindre. Ceci est particulièrement vrai pour pas des temps et d'espace courts, ce qui se traduit concrètement par le fait que la prédiction court terme d'un pic de puissance sur une petite échelle est plus difficile que prédire la courbe de consommation d'énergie mensuelle ou annuelle sur une plus grande échelle spatiale.

Melo et al. (2016) ont développé des métamodèles pour calculer les besoins de chaud et de froid ainsi que des degrés-heures de refroidissement des bâtiments résidentiels neufs au Brésil en fonction des paramètres d'enveloppe afin d'apporter des améliorations aux modèles sous-jacents à la réglementation thermique locale. La méthode des réseaux de neurones artificiels est comparée à la méthode de régression multilinéaire. Des modèles d'ordre 1 et interaction d'ordre 2 sont élaborés pour les besoins de chaud et de froid avec des coefficients de détermination R^2 de 0,79 et 0,87 respectivement. Avec la méthode des réseaux de neurones artificiels le coefficient R^2 obtenu est 0,99 dans tous les cas. Cette méthode est alors recommandée mais elle présente le désavantage de ne pas pouvoir être interprétée et de nécessiter un paramétrage expert de la base de données initiale.

En synthèse, nous voyons à travers ces comparaisons qu'en dépit de la diversité des méthodes pour créer des métamodèles, la régression multilinéaire, basée la plupart du temps sur des techniques de moindres carrés, conserve un bon équilibre entre précision, facilité d'utilisation et transparence. Des méthodes plus sophistiquées existent et peuvent donner des résultats plus précis mais elles nécessitent un savoir-

faire très spécifique et requièrent plus de temps, et elles sont recommandées pour des applications particulières.

2. Résultats clefs de l'application des métamodèles

Concernant les applications des métamodèles, nous trouvons un certain nombre de calculs de besoins et consommations énergétiques pour l'optimisation multicritère de la conception, l'analyse des consommations en exploitation, la calibration des modèles sur l'existant mais aussi des calculs de confort thermique et d'éclairage naturel ainsi que des grandeurs caractérisant le comportement thermique de systèmes de façades complexes ou encore de systèmes CVC.

Nous présentons dans cette partie les résultats de l'application des métamodèles en thermique du bâtiment pour trois types d'application proches de notre champ d'étude : l'optimisation multicritère de la conception, l'interprétation des données de consommation en exploitation et la calibration de modèle sur l'existant. En particulier nous nous intéressons aux applications, à la forme des métamodèles, à leur précision, aux types de facteurs intégrés et à la méthode de construction de ces métamodèles.

a) Optimisation multicritère de la conception

De nombreux travaux se sont penchés sur l'utilisation des métamodèles pour répondre à la problématique de l'optimisation multicritère de la conception et l'aide à la décision en phase amont avec des outils de calculs rapides. Nous décrivons quelques travaux représentatifs puis nous donnons une liste synthétique dans le tableau 10.

Hygh et al. (2012) ont élaboré un métamodèle des consommations d'énergie de bureaux en utilisant le logiciel EnergyPlus et la méthode de Monte Carlo à partir de 27 paramètres de conception pour les phases amonts (enveloppe, orientation, surfaces vitrées, protections solaires…). Un modèle simplifié rectangulaire de bureau est modélisé pour quatre climats des Etats-Unis. Les coefficients de régression R^2 obtenus sont supérieurs à 0,96. Un modèle polynomial multilinéaire sans effets interactifs est construit. L'auteur recommande entre 500 et 1000 simulations pour obtenir une régression avec une précision suffisante.

Jaffal et al. (2009, 2012) ont développé des métamodèles de prédiction des besoins de chauffage et de rafraîchissement d'une maison individuelle par l'utilisation des plans d'expérience D-optimaux avec quatre types de fonction polynomiale, linéaire, linéaire avec des interactions, purement quadratique et quadratique complet. Le choix des paramètres inclut les coefficients de transmission des parois opaques et vitrées, le facteur solaire pour chaque orientation, le taux de renouvellement d'air et l'inertie thermique. Les résultats montrent que la modélisation linéaire est suffisante dans le cas des climats froids grâce à la variation linéaire des besoins de chauffage en fonction des paramètres sélectionnés. Par contre, le recours à des polynômes de second degré s'avère nécessaire dans le cas du climat méditerranéen et pour la prédiction des besoins de rafraîchissement pour les différents climats.

Jaffal et al. (2017) ont développé un métamodèle pour l'optimisation multicritère de la conception de projets de bureaux en fonction des besoins de chaud/froid, consommations énergétiques, coûts énergétiques et émissions de CO2 associées. Les paramètres considérés sont les niveaux d'isolation, la surface déperditive, le taux d'infiltration, le facteur solaire, le rendement des systèmes de production de chaud et de froid, le prix de l'énergie et le coefficient d'émission de CO2 associé aux énergies. Un plan d'expérience factoriel complet a été utilisé. Les coefficients de détermination R^2 obtenus pour les besoins de chaud/froid, les consommations d'énergies, les coûts énergétiques et les émissions de CO2 associées sont tous de 0,99 en comparant avec des résultats de simulations aléatoires, pour le modèle linéaire et pour le modèle quadratique élaboré.

Xu et al. (2015) ont élaboré un métamodèle des besoins de chaud et de froid d'un bureau en Corée du Sud pour assister la conception de projet visant un niveau de performance énergétique élevé. Il utilise un plan d'expérience factoriel fractionnaire, leur permettant de tracer le front de Pareto pour la conception optimum. Les paramètres de conception considérés sont la surface, l'orientation, la hauteur sous plafond, la compacité, la hauteur de plénum, la surface vitrée, le niveau d'isolation de l'enveloppe, le facteur solaire et le taux d'infiltration. Un modèle quadratique est élaboré pour calculer les besoins de chaud et de froid et les coefficients de détermination R^2 sont de 0,95 et 0,99 respectivement par rapport aux résultats simulés avec TRNSYS.

Romani (2015) a développé des métamodèles pour calculer les besoins de chaud et de froid, ainsi que pour le nombre d'heure d'inconfort pour des bâtiments résidentiels, d'une part pour des constructions neuves au Maroc et d'autre part pour des réhabilitations en France. Les modèles réduits sont créés pour l'optimisation multicritère de la conception (besoins énergétiques, confort et coût). Les paramètres considérés sont les niveaux d'isolation de l'enveloppe, le coefficient d'absorption solaire, les coefficients thermiques et optiques des vitrages, le taux d'infiltration, de ventilation mécanique et de surventilation nocturne. Les plans d'expérience D-optimaux sont utilisés pour construire ces modèles à partir de simulations TRNSYS. Les coefficients de détermination R^2 obtenus varient de 0,74 à 0,99 selon les climats.

L'état de l'art inclut bien d'autres travaux. Le tableau 11 ci-dessous en dresse un inventaire représentatif :

Objet du calcul	Méthode de construction	Type de fonction	Evaluation du modèle	Types de facteurs	Référence
Besoins de chauffage résidentiel	Régression multilinéaire sur données bâtiments existants	Polynôme ordre 1 interaction 2	$R^2 = 0,86$	Compacité, orientation, zonage, surface chauffée par occupant	Paznik et al. (2010)
Besoins de chauffage résidentiel	Réseaux de neurones artificiels sur données bâtiments existants	Boîte noire	$R^2 = 0,977$ Erreur moyenne = 5,06%	Isolation compacité et surface vitrée	Turhan et al. (2014)
Besoins de chauffage et de climatisation + confort thermique bureaux	Régression multilinéaire sur plan d'expérience de Doelhert sur STD	Polynômes ordre 2 interaction 2	Non communiqué	Orientation, surface, surface vitrée, apports internes, protections solaires, ventilation et inertie thermique	Gratia et al. (2002)
Consommation d'énergie bureaux	Régression multilinéaire sur Monte Carlo sur STD	Polynôme ordre 1 sans interaction	$R^2 = 0,96$	27 paramètres de conception (enveloppe, orientation, surfaces vitrées, protections solaires…)	Hygh et al. (2012)
Besoins de chauffage et de rafraichissement résidentiel	Régression multilinéaire sur Plan d'expérience D-optimaux sur STD	Polynômes linéaire, linéaire avec interaction, quadratique et quadratique complets	Erreur moyenne < 1kWh/m²/an	Isolation parois opaques et vitrées, facteur solaire par orientation, taux de renouvellement d'air, inertie thermique	Jaffal et al. (2009, 2012)

Besoins de chauffage et de rafraichissement bureaux	Régression multilinéaire sur Plan d'expérience sur STD	Polynôme linéaire, et quadratique complet	$R^2 = 0,99$	Isolation, surface déperditive, infiltrations, facteur solaire, rendement de production chaud/froid	Jaffal et al. (2017)
Besoins de chaud et de froid bureaux	Régression multilinéaire sur Plan d'expérience sur STD	Polynôme linéaire	R^2 entre 0,84 et 0,99 Erreur maximal de 10%	Surface vitrée, compacité, exposition au soleil, isolation	Jin et al. (2013)
Besoins de chaud et de froid bureaux	Régression multilinéaire sur Plan d'expérience factoriel fractionnaire sur STD	Polynôme quadratique	R^2 entre 0,95 et 0,99	Surface, orientation, hauteur sous plafond, compacité, hauteur de plénum, surface vitrée, isolation, facteur solaire et taux d'infiltration	Xu et al. (2015)
Besoins de chaud et de froid, heures d'inconfort résidentiel	Régression multilinéaire sur Plan d'expérience D-optimaux sur STD	Polynômes quadratiques et quadratiques complets	R^2 entre 0,74 et 0,99	Isolation, coefficient d'absorption solaire, propriétés vitrages, taux d'infiltration, ventilation mécanique, surventilation	Romani (2015)
Consommation d'énergie bureaux	Régression multilinéaire sur Plan factoriel complet sur STD	Polynôme linéaire sans interaction	R^2 entre 0,89 et 0,97 Erreur maximale 10%	Paramètres besoins, CVC et production chaud/froid	Lam et al. (2010)
Besoins de chaud et de froid bureaux	Régression multilinéaire sur Monte Carlo sur STD	Polynôme ordre 1 sans interaction	R^2 entre 0,95 et 0,98	Enveloppe, orientation et horaires d'occupation	Amiri et al. (2015)

Besoins de chaud et de froid résidentiel	Régression multilinéaire sur plan d'expérience factoriel complet et analyse des composants principaux sur STD	Polynôme quadratique	NC	Température, humidité et ensoleillement	Banihashemi et al. (2015)
Besoins de chaud et de froid bureaux	Régression multilinéaire sur Plan d'expérience pour surface de réponse sur STD	Polynôme ordre 2 interaction 2	Erreur maximal 15%	Enveloppe et géométrie	Ritter et al. (2015)
Besoins de chaud et de froid bureaux	Régression multilinéaire sur Monte Carlo sur STD	Polynôme ordre 1 sans interaction	$R^2 = 0,95$	Enveloppe, géométrie et horaires d'occupation	Asadi et l. (2014)
Besoins de chaud et de froidd résidentiel	Régression multilinéaire sur Monte Carlo sur STD	Polynôme ordre 1 ordre 2	$R^2 = 0,96$	Surface conditionnée, orientation, nombre d'étage et de chambres à coucher, compacité, isolation, surface vitrée, masques, infiltrations efficacité CVC	Hester et al. (2016)
Besoin de chaud résidentiel	Hypercube latin sur STD	Spline de régression adaptative multivariée	NC	Isolation, protection solaire, taux d'infiltration et de ventilation, récupération de chaleur, température de consigne, apports internes	Van Gelder et al. (2014)
Besoins de chaud et de froid générique	MARS + ABC sur STD	Boîte noire	$R^2 = 0,989$	Enveloppe et géométrie	Cheng et al. (2014)

Tableau 11: Synthèse de l'état de l'art sur la création de métamodèles pour l'optimisation multicritère de la conception

En synthèse, nous pouvons voir que la majorité des approches se base sur la régression multilinéaire. La base d'apprentissage quant à elle est définie soit par un plan d'expérience soit par un tirage aléatoire de type Monte Carlo ou par hypercube latin. Quelques autres approches sont utilisées telles que le réseau de neurones artificiels mais cela est marginal. En effet, les travaux sont axés sur l'élaboration d'un outil simple et rapide pour guider la conception et l'élaboration de fonctions compréhensibles sur la base du moins de simulations possibles. A ce titre, les plans d'expérience sont souvent choisis pour leur capacité à réduire le nombre de simulations nécessaires tout en permettant d'obtenir des régressions de bonne qualité. Nous voyons également que les résultats concernant la précision sont en général bons, dénotant une bonne capacité des métamodèles à produire des résultats proches des STD. De plus les fonctions générées sont relativement simples (polynômes d'ordre 1 ou 2 avec interaction d'ordre 1 ou 2).

Les facteurs intégrés dans les modèles présentés dans cette partie étaient ceux de la conception et nous allons voir dans la partie suivante des applications avec les paramètres d'exploitation.

b) Interprétation des données de consommation en exploitation

Des modèles de la consommation en exploitation ont été élaborés à diverses échelles et pour des buts variés.

Shiming et al. (2002) ont effectué un travail de régression de la consommation d'énergie des hôtels à Hong Kong en fonction des paramètres d'exploitation (occupation et nombre de couverts) et du climat afin de pouvoir déterminer des pistes d'optimisation des consommations énergétiques. Des données issues de 16 hôtels en fonctionnement ont été rassemblées. Une grande diversité de consommations est constatée. La consommation d'électricité est corrélée linéairement à la température extérieure moyenne et au nombre de clients, avec un coefficient de détermination R^2 de 0,93. La consommation de combustible est corrélée linéairement à la température extérieure moyenne, au nombre de client et au nombre de couverts, avec un coefficient de détermination R^2 de 0,834. La consommation de gaz est corrélée linéairement au nombre de couverts, avec un coefficient de détermination R^2 de 0,329. Cette dernière corrélation, très faible, est attribuée à la diversité des plats cuisinés qui n'est pas représentée par le facteur « nombre de couverts ».

Aranda et al. (2012) ont effectué un travail de régression des consommations énergétiques des agences bancaires en Espagne en fonction de la rigueur climatique, de la surface, du nombre d'employés, de la hauteur sous plafond, du nombre de distributeurs, d'un facteur d'inefficacité énergétique lié aux actions de performances énergétiques non appliquées pour l'éclairage et le CVC (approche par inventaire), de l'âge du bâtiment, de la surface vitrée et de la puissance installée des équipements CVC. Un métamodèle d'ordre 1 sans interaction indépendant des zones climatiques est élaboré et a mis en avant les facteurs de rigueur climatique estivale, la surface et le nombre de distributeurs automatiques. Le coefficient de détermination R^2 est de 0,568. En séparant deux zones climatiques, deux métamodèles sont obtenus, également d'ordre 1 sans interaction. Les facteurs mis en avant sont le nombre de distributeurs, la surface vitrée, la surface et le facteur d'inefficacité énergétique. Les coefficients de détermination R^2 obtenus sont alors de 0,652 et 0,685.

Braun et al. (2014) ont étudié l'effet du réchauffement climatique sur la consommation d'énergie des supermarchés en Grande Bretagne. Une variable climatique composite est construite à partir de la température sèche de l'air et l'humidité relative pour éviter les problèmes de colinéarité. L'ensoleillement est la seconde variable de la régression. Des données réelles de consommation et de climat de l'année 2012 sont utilisées. La fonction polynomiale obtenue est d'ordre 2 avec interaction d'ordre 2. Le coefficient de détermination R^2 est de 0,976 pour l'électricité et de 0,93 pour le gaz.

Chung et al. (2006) ont effectué un travail de normalisation des consommations dans les bâtiments commerciaux de Hong Kong en fonction des facteurs d'exploitation et d'usages, ici appliquée aux

supermarchés. La méthode de régression multilinéaire est utilisée pour lier la consommation d'énergie à ces facteurs pour ensuite normaliser les consommations et créer un outil de benchmarking. Cette méthode est la base du benchmarking énergétique à Hong Kong et a été développée pour un nombre important de type de bâtiments et de facteurs. Pour le cas des supermarchés, les facteurs considérés sont l'âge du bâtiment, la surface, les heures d'ouvertures, le nombre de clients par an, un facteur de comportement et de maintenance (obtenus par une approche questionnaire), la température de consigne intérieure, le type de groupe froid, le type et le contrôle d'éclairage. Le modèle réduit obtenu est d'ordre 1 sans interaction et un coefficient de détermination R^2 de 0,7082. Les travaux de Chung s'inscrivent dans le cadre de l'initiative lancée par le gouvernement de Hong Kong (Agreement No. CE14/2000) pour le benchmarking des consommations d'énergie des bâtiments à usage commercial et leur comparaison. Un benchmarking basé sur l'ajustement des consommations par rapport à des facteurs influents a été réalisé sur un nombre important de familles de bâtiments. Les statistiques de consommation sont normalisées à « situation normale moyenne ». Ces travaux sont intéressants pour le nombre de facteurs considérés en exploitation et le nombre de familles de bâtiments considérés. Les régressions sont de type multilinéaire.

Heo et al. (2012) ont développé un métamodèle de la consommation d'énergie à l'aide du processus Gaussien pour la mesure et la vérification des performances énergétiques. Les modèles développés pour un bâtiment de bureaux sont basés sur la température extérieure moyenne, l'humidité relative extérieure et le taux d'occupation. Le but est de pouvoir déterminer les économies d'énergie et les niveaux d'incertitudes associés. L'auteur montre que le processus Gaussien peut être plus performant que la régression multilinéaire couramment utilisée dans les protocoles de mesures et vérification pour construire des modèles de référence, sur la base de données mesurée et notamment sur des temps courts (pas horaire ou quotidien). Cette approche peut diminuer le coût du M&V pour les ESCO qui doivent construire un modèle de référence avec un budget de mesure limité.

Yoon et al. (2018) ont étudié l'impact des variables d'exploitation et d'usage sur les bâtiments de bureaux et de commerces, avec un focus particulier sur l'impact des preneurs. Un processus Gaussien est utilisé pour développer un modèle de la consommation énergétique en fonction des usages pour les bureaux et les commerces. Les facteurs considérés incluent le nombre d'employés, les jours et les horaires de travails, la température de consigne, le type de système de chauffage, la puissance d'éclairage, le type d'équipements preneurs (bureautique, purificateurs d'eau, réfrigérateurs…). Les coefficients de détermination R^2 obtenus sont supérieurs à 0,9 et le CV(RMSE) est inférieur à 30%, ce qui satisfait les critères d'acceptabilité de l'ASHRAE Guideline 14-2002. Les modèles obtenus arrivent à reproduire fidèlement la consommation au niveau de chaque preneur de l'échantillon. Là aussi les travaux sont nombreux et le tableau 12 ci-dessous dresse un inventaire de cet état de l'art :

Application	Méthode construction	Type de fonction	Evaluation précision	Types de facteurs	Référence
Consommation d'énergie des hôtels à Hong Kong	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	Electricité : $R^2 = 0,93$; Gaz : $R^2 = 0,834$; Fioul : $R^2 = 0,329$	Température extérieure, nombre de clients, nombre de couverts	Shiming et al. (2002)
Consommation d'énergie des banques en Espagne	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	R^2 entre 0,652 et 0,685	Nombre de distributeurs, surface vitrée, surface et facteur d'inefficacité énergétique	Aranda et al. (2012)
Consommation du secteur résidentiel aux Etats-Unis	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	$R^2 = 0,549$ pour pas horaire et 0,705 pour pas journalier	Température extérieure, ensoleillement	Fumo et al. (2015)
Consommation d'énergie d'un bureau à Hong Kong pour effet du réchauffement climatique	Régression linéaire sur données STD avec historique climatique (1979 à 2008)	Polynôme d'ordre 3	$R^2 = 0,94$	Température extérieure sèche de l'air, température extérieure de bulbe humide, et ensoleillement, regroupés en une variable composite	Wan et al. (2011)
Consommation d'énergie des supermarchés au UK pour effet du réchauffement climatique	Régression linéaire sur données réelles	Polynôme ordre 2 interaction 2	$R^2 = 0,976$	Température extérieure sèche de l'air, température extérieure de bulbe humide, et ensoleillement, regroupés en une variable composite	Braun et al. (2014)
Consommation d'énergie des logements à Rotterdam pour cartographie SIG des consommations	Régression linéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	Electricité : $R^2 = 0,812$; Gaz: $R^2 = 0,689$	Type de logement, surface et nombre d'occupants	Mastrucci et al. (2014)

Consommation d'énergie journalière des bâtiments institutionnels dans 4 zones climatiques aux Etats-Unis	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	R^2 entre 0,881 et 0,916	Température extérieure, humidité et ensoleillement	Reddy et al. (1994)
Consommation d'énergie annuelle de maisons en Suède	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	R^2 entre 0,75 et 0,96	Température extérieure, ensoleillement, durée de la saison de chauffage	Westergren et al. (1999)
Consommation d'énergie des bâtiments commerciaux à Hong Kong	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	$R^2 = 0,7082$	Age du bâtiment, surface, heures d'ouvertures, nombre de clients par an, facteur de comportement et maintenance, température de consigne, type de systèmes	Chung et al. (2006)
Consommation des commerces de proximité à Taiwan	Big data mining + processus Gaussien + Régressions multilinéaires	Polynôme linéaire sans interaction	$R^2 = 0,84$	Humidité relative extérieure, pluviométrie, densité de puissance d'éclairage, nombre d'unités de climatisation et réfrigération	Chung et al. (2018)
Consommation d'énergie de sites industriels	Régression multilinéaire sur données réelles	Modèle multilinéaire par morceaux	Erreur maximale 14%	Température extérieure, production	Sever et al. (2011)
Consommation d'énergie d'un bâtiment de bureaux pour le M&V	Processus Gaussien	Fonction complexe	Erreur de 1,3kWh/m²/an	Température extérieure, humidité relative et taux d'occupation	Heo et al. (2012)

Consommation d'énergie des bâtiments aux Etats-Unis (Building Performance Database du DOE)	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	$R^2 = 0,4$	Type de bâtiment, heures de fonctionnement moyennes hebdomadaires, densité d'occupation, âge du bâtiment, type de construction, type de systèmes, zone climatique	Walter et al. (2016)
Consommation d'énergie des bureaux aux Etats-Unis (Commercial Building Energy Consumption Survey)	Régression multilinéaire sur données réelles	Fonction linéaire sans interaction avec termes logarithmiques	Erreur entre 0 et 100kWh/m²/an avec 50% de niveau de confiance	Nombre d'employés, nombre d'ordinateurs, occupant propriétaire ou non, heures d'ouverture, présence d'un système de free cooling ou groupe froid	Sharp (1996)
Consommation d'énergie du secteur de l'enseignement en Angleterre	Régression multilinéaire sur données réelles	Corrélation linéaire par variable	R^2 entre 0,64 et 0,93 selon les variables	Surface, type de bâti, ETP d'employés, d'étudiants et de chercheurs	Ward et al. (2008)
Consommation d'énergie du secteur de l'hébergement en Nouvelle-Zélande	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	R^2 entre 0,67 et 0,94	Classe d'hébergement, capacité d'accueil, surface, taux d'occupation	Becken et al. (2001)
Consommation d'énergie des bâtiments de bureaux et commerces périmètre preneur	Random Forest puis processus Gaussien	Fonction complexe	$R^2 > 0,9$ CVRMSE < 30%	Nombre d'employés, horaires d'ouvertures, température de consigne, type de système, puissance d'éclairage, type d'équipements preneurs	Yoon et al. (2018)
Consommation d'énergie des bâtiments de bureaux à Singapour	Régression multilinéaire sur données réelles	Polynôme linéaire sans interaction	$R^2 > 0,9$	Température extérieure, ensoleillement, humidité relative	Dong et al. (2004)

Tableau 12: Synthèse de l'état de l'art de la construction de métamodèles de la consommation d'énergie en fonction des facteurs de l'exploitation

En synthèse, nous voyons que l'application des métamodèles en phase exploitation est variée, depuis l'analyse des statistiques de consommation de parcs immobiliers à grande échelle jusqu'à l'analyse d'un bâtiment, pour établir des outils de benchmarking, étudier l'influence du réchauffement climatique ou faire des recommandations de plans d'actions en exploitation. Les résultats obtenus sont variables, avec des coefficients de corrélations plus ou moins bons, dénotant un potentiel d'amélioration.

Les formes obtenues sont majoritairement des fonctions multilinéaires car les analyses de données sont réalisées pour la plupart avec des régressions multilinéaires et ces dernières ne peuvent pas détecter les effets interactifs ou d'ordre supérieur si l'utilisateur ne postule pas un tel modèle a priori. Peu de travaux considèrent à priori les ordres supérieurs et les effets interactifs. Le processus Gaussien est parfois utilisé notamment pour capturer les effets non linéaires mais cela reste marginal dans l'état de l'art que nous avons pu réaliser. D'autre part les facteurs étudiés sont très différents et sont sélectionnés plutôt en vertu de leur disponibilité que de leur pertinence a priori. On note également que les régressions fonctionnent mieux sur des pas de temps long que pour prédire la consommation à court terme ou un pic de puissance.

Nous notons également une seule publication clairement ciblée sur les outils pour le M&V et une seule publication orientée sur les usages de l'énergie chez les preneurs dans le tertiaire. De manière générale ces travaux ne sont pas orientés spécifiquement vers la maîtrise des consommations d'énergie tous usage d'un site. Les travaux menés à Hong Kong sur la normalisation des consommations à « situation d'usage normale » sont intéressants et méritent d'être approfondis. Il est intéressant de noter que cette démarche a été initiée à Hong Kong, zone géographiquement petite où la notion de zone climatique n'existe pas.

Ainsi nous voyons des corrélations établies entre les consommations et des facteurs de l'exploitation, des usages et du climat dans plusieurs travaux mais non rassemblées dans une approche unifiée.

c) Calibration de modèle sur l'existant

Manfren et al. (2013) ont effectué la calibration d'un modèle STD d'un bâtiment de bureau en Italie avant et après rénovation. Puis ils ont créé un métamodèle en fonction des paramètres de conception et d'exploitation avec le Processus Gaussien afin de propager les incertitudes des données d'entrées sur la sortie. Ce modèle peut ensuite être utilisé pour l'optimisation en exploitation par effectuer du contrôle prédictif. Suite à une analyse de sensibilité les auteurs affirment que les facteurs les plus influents sont ceux liés aux comportements et à l'exploitation des systèmes CVC.

Caucheteux et al. (2016) ont développé un métamodèle des besoins de chauffage journalier et annuel d'un bâtiment tertiaire en fonction de paramètres de conception dans l'optique d'optimiser une rénovation lourde. Une modélisation sous TRNSYS est d'abord calibrée sur des données mesurées pendant un an. 13 paramètres sont considérés (température de consigne, taux de ventilation et d'infiltrations, propriétés thermiques des vitrages et des parois opaques, apports internes, taux d'occupation, température du sol, albédo, épaisseur du plancher bas). Un plan d'expérience est ensuite utilisé pour construire le métamodèle. Les tests effectués par comparaison avec d'autres simulations TRNSYS montrent un CV(RMSE) toujours inférieur à 8%. Le métamodèle est ensuite utilisé pour déterminer pour les données d'entrées inconnues quelles valeurs sont les plus probables pour achever calibration du modèle sur l'existant. A partir de ce point, le métamodèle est utilisé pour calculer les économies d'énergie envisageables pour plusieurs stratégies de rénovation ainsi que les incertitudes sur la valeur de ces économies d'énergies liés à des variations des valeurs des facteurs influents.

Yang et al. (2015) ont effectué un travail de calibration et d'analyse de sensibilité d'un bâtiment universitaire existant aux Etats-Unis en fonction de paramètres de conception et d'exploitation. EnergyPlus est utilisé pour modéliser le bâtiment. Une analyse sensibilité est effectuée avec la méthode du criblage de Morris. Puis un travail de calibration par rapport aux mesures est effectué pour les paramètres mesurables. Une régression multilinéaire est utilisée pour faire correspondre l'erreur

résiduelle avec les paramètres non-mesurables du site. Le travail de calibration est fait à 3 niveaux : bâtiment, système et zone.

Yuan et al. (2017) ont développé un métamodèle des consommations d'un bâtiment de bureau existant à Singapour pour une calibration et une analyse de sensibilité simultanés. Le processus Gaussien est utilisé pour effectuer ces deux analyses simultanément. Les paramètres influents identifiés sont le COP du groupe froid, les niveaux d'isolation, le taux d'air neuf, les apports internes de la bureautique, de l'occupation et de l'éclairage.

Tian et al. (2012) ont construit un métamodèle de la consommation des bâtiments d'enseignement à Londres en se basant sur des données à grande échelle. Le but de ces travaux est de faire de la modélisation inversée pour retrouver les caractéristiques du parc à partir des données générales de consommation, de façon similaire à une calibration de modèle mais à l'échelle d'un parc. Un modèle STD représentatif de bâtiments d'enseignement est développé puis la méthode MARS est utilisée pour développer un métamodèle. Les facteurs considérés incluent les niveaux d'isolation de l'enveloppe, la présence d'éclairage naturel, la puissance des équipements installés, la consigne de température de chauffage, la présence de ventilation mécanique, le taux d'infiltration et l'efficacité du système de chauffage. Un modèle multilinéaire en fonction de l'isolation de la toiture, du taux d'infiltration, de la consigne de chauffage et de la présence de ventilation mécanique donne un coefficient de détermination de 0,897 par rapport à la STD. Enfin les propriétés statistiques du parc sont retrouvées par simulation inversée à partir du modèle réduit pour ces 4 facteurs principaux.

En synthèse, nous voyons que les métamodèles sont utilisés pour aider au calibrage sur l'existant en permettant d'effectuer une modélisation inversée et déterminer les valeurs les plus probables des paramètres inconnus. Ceci est intéressant dans le cas d'un plan de M&V incomplet ou de facteurs pour lesquels seule une estimation est possible. Enfin, ces modèles permettent de calculer l'économie d'énergie probable d'une rénovation et son incertitude. Les principales méthodes utilisées sont le processus Gaussien et la régression multilinéaire.

3. Choix d'une méthode de création des métamodèles

a) Surfaces de réponse polynomiales

Nous venons de voir qu'il existe une variété importante de méthodes pour construire les métamodèles pour la consommation d'énergie des bâtiments, avec différentes utilisations possibles de ces derniers. Le tableau 13 ci-dessous résume le champ couvert par ces travaux :

Catégorisation des travaux	**Diversité des travaux**
But / application des modèles réduits	Optimisation multicritère de la conception, interprétation des données de consommation en exploitation et activités de M&V, calibration de modèle sur l'existant pour optimiser le pilotage ou la rénovation, modélisation du confort thermique et visuel des occupants, modélisation des systèmes complexes
Type de métamodèle	Régression linéaire (SLR), multilinéaire (MLR) et polynomiale (PR), réseaux de neurones artificiels (ANN), fonctions splines à régression adaptative multidimensionnelle (MARS), régressions à vecteur de support (SVR), processus gaussien de régression (GPR), arbre de décision (CART), forêt aléatoire (RF), Séries de Fourier (FAST), Polynômes de chaos

Méthode d'échantillonnage de l'espace exploré	Monte Carlo, Hypercube Latins, Plans d'expérience
Type d'analyse	Déterministe, probabiliste
Echelle spatiale	Zone d'un bâtiment, système d'un bâtiment, partie d'un bâtiment utilisée par un preneur bâtiment entier, campus / quartier / district, ville /pays, secteur de l'économie nationale
Echelle temporelle	Horaire, journalière, mensuelle / annuelle

Tableau 13: Synthèse de l'état de l'art concernant la construction de métamodèles

Les méthodes de régression donnent des résultats suffisamment précis par rapport aux approches de type « *machine learning* » pour la prédiction des consommations en fonction des facteurs de l'exploitation et des usages

Østergård (2018) a permis de classer l'utilisation des métamodèles selon la nature de l'utilisateur et le besoin. Pour des utilisations rapides il recommande les régressions multilinéaires et pour une utilisation intermédiaire le processus Gaussien. Pour un utilisateur expert Østergård recommande les réseaux de neurones artificiels. Tian (2015) préconise quant à lui la régression multilinéaire pour construire des métamodèles de la consommation des parcs immobiliers en exploitation. La méthode multilinéaire donne des résultats similaires en termes de précision aux méthodes de type « machine learning », lesquelles pour un gain de précision relativement faible, sont plus complexes d'utilisation et nécessitent un savoir-faire précis quant à leur calibration. Yildiz (2017) conclut que les méthodes dites de « machine learning » donnent une meilleure précision que la régression multilinéaire mais que cette dernière permet une meilleure implication de l'utilisateur en exploitation ce qui est un avantage comparatif important pour le suivi des performances énergétiques en exploitation. Plus généralement, ces résultats indiquent que les outils de « machine learning » sont plus adaptés pour l'analyse prédictive sur un pas de temps court et non pour la prédiction des consommations sur un temps long au sens de la thermique. Plus on rallonge l'échelle de temps plus les régressions multilinéaires sont pertinentes. En effet, Yildiz (2017) rappelle que plus on allonge la période sur laquelle la consommation est calculée, plus on lisse les effets des facteurs pouvant avoir des variations très rapides et non-linéaires, et donc plus on se place dans un cas favorable à la régression linéaire. Cet auteur a étudié la précision de ses métamodèles sur un pas horaire et sur un pas annuel. Les variations des facteurs climatiques se lissent sur les moyennes journalières et mensuelles. De plus, lorsque les métamodèles de la consommation construits par régression multilinéaire sont établis pour des pas de temps courts (horaire et journalier), il est courant que des erreurs d'autocorrélation soient rencontrées, ce qui est une limite de la méthode comme évoqué en partie A. La prédiction qu'il obtient de la consommation d'électricité en lien avec les variables climatiques est beaucoup plus précise sur les intervalles journaliers et mensuels et annuels ce qui est compatible avec le pas de temps du suivi énergétique en exploitation. Yildiz rappelle par ailleurs que ce qui est vrai pour l'échelle de temps est vrai pour l'échelle spatiale également. Plus nous nous intéressons à la consommation globale plus nous pouvons lisser dans une approche de régression les phénomènes locaux à forte variabilité. Il ressort que les méthodes de « machine learning » sont plus adaptées à des problématiques de modélisation pour du contrôle prédictif ou pour des cas avec des données très fragmentaires. Le dernier cas est celui des sites mal ou pas instrumentés, ou celui de phases très amont

de la conception lorsque très peu de données sont définies. En définitive, ces outils permettent de compenser un manque d'information et/ou de compréhension. Par ailleurs, Heo (2012) démontre que le processus Gaussien permet d'obtenir une meilleure précision que la régression linéaire mais cela s'avère pertinent pour la prédiction des consommations sur un pas de temps court et pour minimiser le coût du M&V. Ces travaux démontrent l'efficacité du processus Gaussien à prédire la consommation d'énergie avec peu de données et à ce titre cette méthode présente les mêmes avantages que les méthodes de « machine learning ». Toutefois elle en a les mêmes inconvénients car bien que le processus Gaussien établisse une expression de la consommation, celle-ci est très lourde et peu transparente. En outre, dans ce cas d'étude, l'efficacité du processus Gaussien par rapport à la régression multilinéaire peut aussi s'expliquer par le fait que le modèle multilinéaire utilisé n'intègre aucun effet quadratique. Le processus Gaussien est donc une approche similaire à une boîte noire dont les écueils pour l'objectif recherché dans nos travaux ont été décrits plus haut. Les travaux de ces auteurs nous permettent de dire que la régression multilinéaire donne des résultats suffisamment précis par rapport à sa facilité d'utilisation et d'interprétation. D'autres auteurs rejoignent ce constat (Mastrucci, 2014). Les prérequis pour que cette méthode soit efficace incluent la définition de pas temporel et spatial suffisamment grands (la consommation d'énergie mensuelle ou annuelle d'un bâtiment par opposition à la prédiction d'un pic de puissance ou d'une consommation horaire à l'échelle d'une zone), des données à disposition suffisantes (le plan de M&V doit correspondre au modèle a priori et non l'inverse) et que les effets non linéaires soient intégrés dans le modèle postulé a priori.

<u>Les polynômes quadratiques peuvent être utilisés pour la prédiction de la consommation d'énergie en exploitation, en rénovation lourde et en neuf</u>

Les modèles décrits par l'ASHRAE Guideline 14, utilisés pour élaborer les équations d'ajustement de la référence dans le cadre du M&V, sont linéaires de degré 1. Mais ils ne suffisent pas forcément à décrire correctement les variations de la consommation d'énergie comme nous l'avons vu dans l'état de l'art. Des modèles plus complexes permettant d'approcher la précision des SED sont alors nécessaires.

Les modèles polynomiaux ont été utilisés avec succès dans des problèmes de prédiction de la consommation comme de calibration de modèles sur l'existant ainsi que pour la prédiction des consommations en fonction des facteurs d'usages et d'exploitation mais dans une moindre mesure et de manière peu unifiée. Les travaux sont axés majoritairement sur le contrôle prédictif des systèmes CVC et la modélisation prédictive à très court terme pour les smart grids. A plus grande échelle, ils sont orientés vers la description macroscopique des consommations à l'échelle des villes et de quartiers ou pour l'étude de l'effet du réchauffement climatique. Il manque des connaissances sur les relations pouvant être établies entre les consommations d'un bâtiment et les facteurs d'exploitation et d'usage. Les travaux sur les métamodèles de la consommation en exploitation montrent que les approches classiques de régression multilinéaires ont des limites en raison du choix des facteurs qui n'est pas suffisamment unifié mais aussi de la non-prise en compte des effets non linéaires. Par opposition, les métamodèles créés pour la phase conception sont en majorité non linéaires. Ils intègrent a minima des effets interactifs et parfois des termes d'ordre 2. Par ailleurs, Romani (2015) rappelle que la relation entre les paramètres d'un bâtiment et sa consommation d'énergie ne peut être que linéaire et/ou quadratique et/ou avec des interactions et que les modèles d'ordre supérieur ne donnent en général pas plus de précision ainsi les termes d'ordre supérieur à 3 sont souvent négligés. Nous explorerons donc l'efficacité de polynômes quadratiques ou quadratiques complets avec les facteurs d'usage et d'exploitation. Ceci peut constituer un apport intéressant par rapport aux modèles linéaires par morceaux ou multilinéaires recommandés par l'IPMVP et l'ASHRAE Guideline 14. De plus, Jaffal et Inard (2009) et Romani (2015) rappellent qu'un avantage de la création d'une surface de réponse polynômiale est qu'elle peut trouver l'optimum global et non rester sur un optimum local.

Les plans d'expérience sont adaptés pour construire des surfaces de réponse polynomiales

Concernant les méthodes d'échantillonnage de la base d'apprentissage, dans la plupart des travaux nous constatons l'utilisation de deux grands groupes de méthodes :

- Les plans d'expérience qui utilisent un nombre limité de points pour optimiser le nombre de simulations. Les types de plans d'expérience sont nombreux.
- Un tirage aléatoire de paramètres par la méthode de Monte Carlo couvrant la base d'apprentissage avec un nombre important de points, ce qui génère nécessairement en contrepartie un temps de calcul important mais amène plus d'information

Plusieurs travaux (Caucheteux, 2016 ; Jaffal et Inard, 2017) utilisent avec succès la méthode des plans d'expérience pour calculer les besoins de chauffage en fonction de paramètres d'influence présélectionnés et selon un modèle mathématique choisi à priori. D'après Chlela (2009), la comparaison entre l'utilisation les plans de surface de réponse, les plans de Box Behnken et les plans D-optimaux pour la prédiction des besoins de chauffage et de rafraîchissement ainsi que de la consommation en énergie finale permet de préconiser les plans D-optimaux car ils obtiennent une précision satisfaisante tout en permettant une réduction importante du nombre de simulations et permettent de modéliser les formes de polynômes recherchées (quadratiques). Jaffal (2009) utilise également les plans D-optimaux pour la modélisation des besoins de chauffage et de rafraîchissement aboutissant en un modèle linéaire en climats froids et via un modèle du second degré en climat méditerranéen. Les plans d'expérience ont donc été utilisés avec succès afin de créer une base d'apprentissage optimale. Ils permettent, sur la base d'un modèle à priori, d'identifier les effets significatifs linéaires, quadratiques et interactifs. Plusieurs types ont été utilisés dans la littérature. Dans la partie suivante, nous étudions les différents types de plans d'expérience pour déterminer le type qui est le plus adapté à notre objectif.

b) Plans d'expérience D-optimaux

La théorie des plans d'expériences permet de développer des surfaces de réponse entre les variables d'entrée et de sortie avec le moins de combinaisons des données d'entrée possibles. Ils sont couramment utilisés dans l'industrie pour modéliser des phénomènes physiques ou chimiques à moindre coût (Goupy, 2013). Une matrice d'expériences est construite pour laquelle la réponse du modèle est calculée. Cette matrice est composée de variables adimensionnelles, définies par :

$$X = \frac{x - x_0}{p} \qquad \textbf{(2.17)}$$

Avec :

X désigne la valeur centrée réduite qui varie entre -1 et +1,

x désigne la valeur dimensionnelle qui varie entre x_{min} et x_{max}

x_0 désigne la valeur au centre du domaine (x_{min} , x_{max}) définie par : $x_0 = \frac{x_{max} + x_{min}}{2}$

P est le pas de variation défini par : $p = \frac{x_{max} - x_{min}}{2}$

Chaque point expérimental apporte une valeur de la réponse. Or cette réponse est modélisée par un polynôme dont les coefficients sont les inconnues qu'il faut déterminer. A la fin du plan d'expériences, on a un système de n équations (correspondant à n essais) à p inconnues (correspondant à p coefficients dans le modèle choisi à priori). Ce système s'écrit sous forme matricielle :

$$y = Xa + e \qquad \textbf{(2.18)}$$

Avec :

y est le vecteur des réponses,

X est la matrice de calcul des coefficients qui dépend des points expérimentaux choisis,

a est le vecteur des coefficients

e est le vecteur des écarts

Ce système est résolu par une méthode de régression basée sur le critère d'optimisation des moindres carrés. On obtient ainsi les estimations des coefficients que l'on note :

$$\hat{a} = (\boldsymbol{X'X})^{-1}\boldsymbol{X'y} \quad \textbf{(2.19)}$$

Où X' est la matrice transposée de X.

Le choix du nombre et l'emplacement des points d'expériences est le problème fondamental des plans d'expériences. On cherche à réaliser le minimum d'expérience pour établir une relation mathématique entre une réponse et des facteurs. La figure 45 ci-dessous illustre l'exemple le plus simple qui soit :

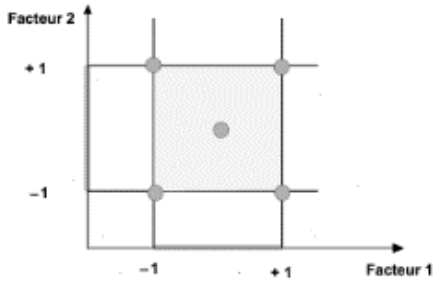


Figure 45: Exemple de disposition des points expérimentaux dans un domaine sans contraintes (Goupy, 2013)

A chaque point du domaine d'étude correspond une réponse. A l'ensemble de tous les points du domaine d'étude correspond un ensemble de réponses qui se localise sur une surface de réponse (figure 46) :

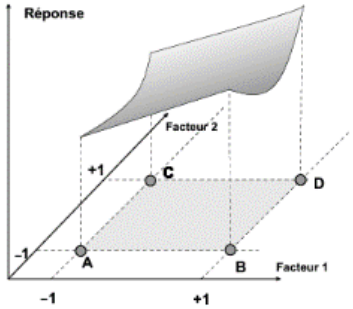


Figure 46: Illustration de la surface de réponse correspondant au domaine d'étude (Goupy, 2013)

En général, nous ne connaissons que quelques réponses, celles qui correspondent aux points expérimentaux. Nous interpolons à l'aide d'un modèle mathématique les réponses inconnues pour obtenir la surface de réponse. D'après l'état de l'art dressé en Partie 2, nous postulons que la relation entre les paramètres d'un bâtiment et sa consommation d'énergie peut être de type linéaire, linéaire avec interaction, quadratique ou quadratique complet. La forme générale de cette relation est donc donnée par :

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{a_0} + \sum \boldsymbol{a_i x_i} + \sum \boldsymbol{a_{ij} x_i x_j} + \sum \boldsymbol{a_{ii} x_i^2} \quad \textbf{(2.20)}$$

Les points d'expériences retenus par la théorie des plans d'expériences assurent la meilleure précision possible sur la forme et la position de la surface de réponse. Différents types de plans existent et présentent chacun des avantages et des inconvénients.

(1) Types de plans

Les plans factoriels complets consistent à étudier toutes les combinaisons possibles des facteurs. Si on considère un nombre m de facteurs à n niveaux, la taille de la matrice est donc de n x m et le nombre de combinaison est n^m. Ce type de plans semble intéressant dans le cas d'un modèle de premier ordre car il présente une grande facilité de construction de la matrice d'expérience et d'analyse des résultats (Romani, 2015). En revanche, la dimension de la matrice augmente rapidement avec le nombre de facteurs.

Les plans factoriels fractionnaires ont été conçus pour réduire le nombre élevé de combinaisons d'un plan factoriel complet. Le nombre d'équations est réduit sous l'hypothèse de négliger toutes les interactions d'ordre trois et plus. Dans la littérature, nous trouvons plusieurs types de plans fractionnaires. Le principe de base est l'utilisation de sous-ensembles symétriques d'un plan factoriel complet.

Les plans d'expérience factoriels sont plus adaptés à des modèles du premier ordre. Les plans pour surface de réponse sont utilisés pour obtenir une modélisation quadratique des phénomènes étudiés. Nous présentons ci-après les trois plus importants plans de ce type : les plans composites, les plans de Box-Behnken et les plans Doehlert.

Un plan composite (figure 47) est constitué en trois temps. Tout d'abord un plan factoriel complet ou fractionnaire de premier degré est constitué. Ensuite, un deuxième plan, appelé plan en étoile, est ajouté avec des points situés sur les axes avec la même distance par rapport au centre. Enfin, nous ajoutons un point au centre du domaine d'étude.

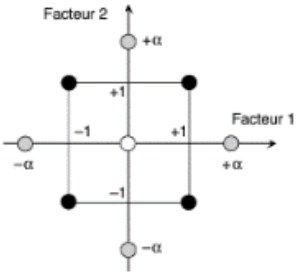


Figure 47: Illustration d'un plan composite pour l'étude de deux facteurs (Goupy, 2013)

Box et Behnken ont développé des plans pour les modèles quadratiques complets. Les facteurs dans ces plans ont trois niveaux. Le principe est de satisfaire le critère de presque orthogonalité en plaçant les points d'expérience à la même distance par rapport au centre du domaine d'étude. Ces plans n'existent que dans le cas de 3 à 7 facteurs, 9 à 12 facteurs et 16 facteurs (Romani, 2015). Le plan de Box-Behnken peut être représenté sur un cube dont les points sont placés sur les 12 arêtes et il est habituel de rajouter des points d'expériences au centre du domaine d'étude, en général trois (Goupy, 2013), comme illustré sur la figure 48 ci-dessous :

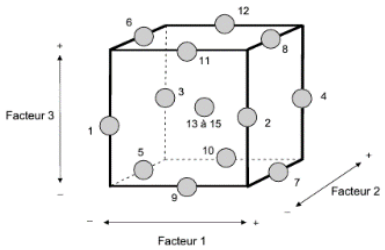


Figure 48: Illustration d'un plan de Box-Behnken pour 3 facteurs (Goupy, 2013)

Les plans de Doehlert (figure 49) ont été élaborés dans les années 1970 et consistent à placer les points expérimentaux d'une façon régulière sur les sommets d'un hexagone. Ceci permet d'étendre le plan vers

n'importe quelle direction de l'espace par l'ajout d'autres points qui seront eux aussi uniformément répartis (Romani, 2015). En dépit de ces avantages, les propriétés statistiques sont généralement moins bonnes que celles des autres plans (Goupy, 2013).

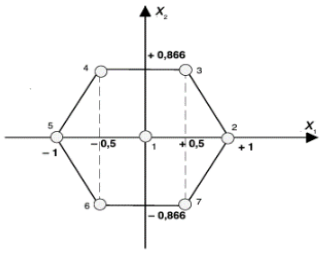


Figure 49: Illustration d'un plan de Doehlert pour deux facteurs (Goupy, 2013)

Les plans D-optimaux peuvent être utilisés aussi pour réduire au maximum possible le nombre des combinaisons dans le cas d'un problème sans contrainte (Goupy, 2013). Ce sont des plans qui ont été imaginés pour répondre aussi à des contraintes économiques. Les meilleurs points d'expériences sont sélectionnés, c'est-à-dire ceux qui permettent de faire le moins d'essais possibles tout en garantissant la meilleure précision possible. Ceci est effectué par la maximisation du déterminant de la matrice X.X' appelé critère de D-optimalité.

L'exemple le plus simple illustrant le principe est celui de la mesure de 2 masses. Il existe plusieurs combinaisons d'essais de pesée pour déterminer la masse de ces deux masses. La méthode classique consiste à les peser l'un après l'autre alors que la méthode optimale (appelée méthode d'Hotelling) consiste à les peser ensemble puis à peser leur différence. La figure 50 illustre ci-dessous la différence entre en termes de matrice d'expérience :

pour la méthode classique :

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad |X'X| = 1$$

pour la méthode d'Hotelling :

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad |X'X| = 4$$

Figure 50: Illustration du principe des plans D-optimaux avec la méthode d'Hotelling pour la pesée de deux masses (Goupy, 2013)

La meilleure méthode est celle dont le déterminant est le plus élevé. Le calcul des plans D-optimaux est une extension de ce principe. Plus généralement, les plans optimaux font intervenir tous les facteurs étudiés à chaque expérience pour améliorer la précision à nombre d'essais moindres.

Les plans uniformes sont relativement récents et ont été inventés pour répondre au besoin des simulations numériques qui mettent en jeu des codes de calculs volumineux. L'idée est donc celle des métamodèles pour réduire le temps de calcul grâce à un modèle plus simple. Pour établir ces métamodèles, les simulations numériques sont organisées de la même manière que les plans d'expérience mais en tenant compte du fait que les simulations numériques n'ont pas d'erreur expérimentale aléatoire comme les manipulations avec mesures physiques. Il a été montré que l'on atteint les résultats les plus proches de simulations numériques en répartissant les points de simulation régulièrement dans l'espace de calcul. C'est pourquoi ces plans sont appelés uniformes (Goupy, 2013). On utilise donc des moyens de construction de plans qui garantissent une répartition uniforme des points tout en maintenant leur nombre à un niveau minimum et on utilise des méthodes de modélisation mathématique qui doivent retrouver très exactement les résultats numériques des simulations.

Goupy (2013) liste les différents plans pour mailler l'espace de manière uniforme sont :

- L'empilage compact de sphères
- Les hypercubes latins

- Les plans à distribution uniforme
- Les plans construit à l'aide du critère de potentiel minimum
- Les plans construits à l'aide du critère du maximum d'entropie
- Les plans construits à l'aide du critère du carré moyen d'un processus gaussien

Concernant la modélisation mathématique associée, les plans uniformes utilisent une combinaison de modélisation de surface de réponse obtenue par régression multilinéaire et une modélisation des résidus par des calculs complexes (méthode des splines, krigeage, etc…). Ceci est notamment adapté à une surface de réponse suffisamment accidentée pour qu'une surface de réponse polynomiale ne puisse pas correctement la représenter. Toutefois, il convient de noter que cette méthode est pensée pour que le métamodèle repasse exactement par les points du plan d'expérience, ce qui n'est pas notre objectif.

(2) Choix du plan

Les plans D-optimaux sont utilisés lorsqu'il faut (Goupy, 2013) :

- Diminuer le nombre d'essais d'un plan classique pour s'adapter par exemple à un budget et/ou à un délai imposé
- Adapter le plan aux objectifs de l'étude et aux moyens de l'expérimentateur
- Obtenir une surface de réponse en présence de facteurs continus ou discrets
- Tenir compte des contraintes qui pèsent sur le domaine d'étude (toutes les combinaisons de facteurs ne sont pas possibles, le domaine d'étude n'est pas un carré, un cube ou un hypercube)
- Compléter par quelques essais supplémentaires une expérimentation mal conduite afin d'en tirer les conclusions valides

Ces propriétés sont en adéquation avec les besoins de précision et d'optimisation du nombre de calcul.

Les plans uniformes ont été créés pour la problématique des simulations numériques mais la modélisation mathématique qui est associée est complexe et présente les mêmes écueils que le Processus Gaussien et les méthodes de « machine learning ». Cette modélisation mathématique n'est justifiée que si la surface de réponse est très accidentée, rendant la fonction obtenue par régression multilinéaire insuffisante pour représenter le phénomène étudié (Goupy, 2013). Nous avons vu que les surfaces de réponses polynomiales sont suffisamment précises pour modéliser la consommation d'énergie en fonction des variables d'ajustements en exploitation. Les surfaces de réponses ne sont donc pas très accidentées. C'est précisément parce que cela devient le cas sur un pas de temporel ou spatial réduit que des techniques comme le processus Gaussien ou le « machine learning » deviennent nécessaires. En conclusion, nous choisissons les plans D-optimaux pour créer des surfaces de réponses polynomiales. Si un doute existe à l'intérieur du domaine concernant des effets non linéaires qui seraient mal pris en compte pas un maillage de l'espace [-1 ; +1], un plan uniforme basé sur l'hypercube latin peut être utilisé pour affiner le modèle obtenu via le plan D-optimal. Obtenir une précision supérieure consisterait à modéliser les résidus par un méthode plus complexe (splines, krigeage…).

C. Méthodes pour identifier les facteurs influents

Yoon (2018) appuie sur le fait que la précision des métamodèles de la consommation dépend fortement de la combinaison de variables choisies. Cet auteur a testé, pour une méthode de processus Gaussien, la précision du modèle des consommations selon le nombre de paramètres considérés. Pour obtenir des coefficients de détermination R^2 supérieurs à 0,9, six variables pour les bureaux et huit pour les commerces sont nécessaires. Pour les deux types de bâtiments, dix variables donnent un très bon résultat. Ce nombre est donc faible, mais l'auteur conclut que la clef pour développer de bons modèles de la consommation d'énergie est de choisir la bonne combinaison de variables en lien avec l'usage du bâtiment. Romani (2015) rappelle également que le choix d'une matrice d'expérience est le problème

fondamental des plans d'expériences afin d'obtenir la meilleure précision avec un nombre minimal de combinaisons.

Dans cette partie, nous nous intéressons aux méthodes d'analyse de sensibilité puis nous présentons une analyse de plusieurs retours d'expérience et études de sensibilité disponibles dans la littérature. Cette double approche a pour but d'obtenir une pré-liste de facteurs potentiellement influents puis d'appliquer à certains d'entre eux, à sélectionner en fonction de la typologie de cas en présence, une méthode d'analyse de sensibilité permettant de déterminer lesquels sont influents et de les hiérarchiser entre eux.

1. Méthodes d'analyse de sensibilité

Les méthodes d'analyse de sensibilité sont classées en trois groupes : les méthodes de criblage, les méthodes d'analyse de sensibilité locale et les méthodes d'analyse de sensibilité globale. Nous ne nous intéresserons pas aux méthodes d'analyse de sensibilité locale car elles ne peuvent traiter le caractère non linéaire présent en thermique du bâtiment (OMEGA, 2017).

Nous considérerons donc les deux autres :

- Les méthodes de criblage qui permettent d'identifier les paramètres d'entrée les plus influents lorsque de nombreux paramètres d'entrée sont considérés
- Les méthodes d'analyse de sensibilité quantitatives qui permettent de déterminer l'impact des paramètres d'entrée sur la (les) sortie(s) calculée(s).

a) Méthodes de criblage

Ces méthodes réalisent une analyse qualitative de la sensibilité de la variable de sortie aux paramètres d'entrée. Cette analyse permet d'obtenir une liste réduite de paramètres dits significatifs. C'est une première étape classique dans une approche d'analyse de sensibilité précédant une analyse plus quantitative et coûteuse en temps. Cela convient aux situations où un nombre important de paramètres d'entrées sont à considérer. Cela peut également être utile dans le cas de modèles ayant un temps de calcul long. Les principales méthodes de criblage sont la méthode One-at-a-time (OAT), le criblage de Morris et le screening de groupe.

La méthode One-at-a-time (OAT) est la méthode de criblage la plus simple et consiste à faire varier un paramètre d'entrée à la fois autour de sa valeur nominale pour voir l'effet sur la sortie du modèle. La variation obtenue sur la sortie est comparée entre les différents paramètres pour déterminer ceux qui sont les plus sensibles.

Le criblage de Morris permet quant à lui de déterminer les paramètres d'entrée qui ont un effet significatif sur la sortie du modèle mais aussi les interactions et les effets non linéaires. Elle consiste à discrétiser l'espace des paramètres d'entrée en plusieurs niveaux pour chaque paramètre, puis à répéter plusieurs fois la méthode OAT aléatoirement dans l'espace des paramètres d'entrées.

Enfin, le screening de groupe est utilisé lorsque le nombre de paramètres est très important afin de réduire le temps de calcul. L'approche consiste à regrouper des paramètres individuels dans des groupes et de tester l'effet des groupes. En répétant l'opération plusieurs fois, les paramètres d'entrée les plus influents sont identifiés et l'on peut alors analyser leur effet individuellement.

b) Analyses de sensibilité quantitatives

Les méthodes d'analyse de sensibilité quantitative (ou globale) permettent quant à elles de calculer l'effet des paramètres influents sur la sortie d'un modèle. Cela permet de hiérarchiser les paramètres entre eux à l'aide d'indices représentant leur poids. Ces méthodes nécessitent de faire varier tous les paramètres d'entrée sur l'intervalle de leurs valeurs possibles.

On peut utiliser les méthodes basées sur la régression linéaire pour calculer des indices de sensibilité. Les coefficients du modèle fournissent une mesure de la relation de linéarité qui existe entre les paramètres d'entrée et de sortie. Parmi les indices de sensibilité on trouve le coefficient de Pearson, le coefficient de régression standard (SRC) et le coefficient de corrélation partielle (PCC). Le coefficient SRCi mesure la sensibilité d'un paramètre i donné en fonction de tous les paramètres d'entrées. Le coefficient PCCi mesure la sensibilité de la sortie à un paramètre i donné lorsque les effets des corrélations avec les autres paramètres d'entrée ont été supprimés. Pour pouvoir utiliser SRC et PCC comme mesures de la sensibilité d'un paramètre, il faut que le coefficient de détermination R^2 soit supérieur à 0,8.

On peut également utiliser les méthodes de décomposition de la variance. Elles consistent à déterminer la part de la variance de la réponse due à la variance de chaque paramètre d'entrée. La décomposition de la variance est exprimée en fonction des indices de sensibilité (indices de Sobol) de premier ordre, d'ordre 2 et des indices totaux. Ces indices de sensibilité sont faciles à calculer si le modèle est simple. Dans le cas contraire, les calculs peuvent devenir très lourds et plusieurs méthodes existent pour calculer ces indices que l'on choisit selon la complexité et le temps de calcul du modèle en présence : méthode de Monte Carlo (ou quasi Monte-Carlo), méthode RDB-FAST étendue ou création de métamodèles (OMEGA, 2017).

Il est également possible d'utiliser les plans d'expérience, qui se basent sur le principe de faire varier l'ensemble des paramètres d'entrée sur plusieurs niveaux afin de calculer l'effet de ces variations simultanées sur la sortie étudiée. L'analyse issue du plan d'expérience permet d'estimer l'effet des facteurs et si les effets interactifs entre facteurs sont importants. Les effets des facteurs sont représentés par des graphiques comme ceux représentés sur la figure 51 ci-dessous :

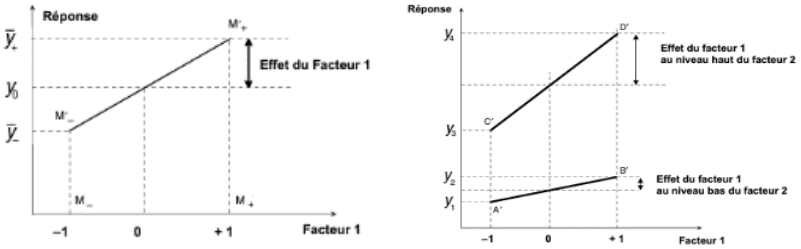


Figure 51: Graphiques illustrant l'effet des facteurs (à gauche) et des interactions (à droite) dans le cadre de plans d'expériences (Source : Goupy, 2013)

Sur le graphique de droite, plus les pentes des deux droites sont parallèles moins l'interaction est forte. La hiérarchisation de l'effet des paramètres est effectuée en calculant le t de Student. Ce coefficient permet de déterminer si les coefficients d'un modèle obtenu par régression sont non nuls, et donc si les variables associées sont pertinentes et est donné par :

$$t = \frac{b}{\sigma_b} \qquad \textbf{(2.21)}$$

Où :

b est un coefficient bi du modèle de régression

σ_b est l'écart type du coefficient b (les coefficients étant des estimations, ils sont associés à un écart-type)

Le t de Student est proportionnel à la valeur du coefficient et permet également de vérifier si l'estimation d'un coefficient est statistiquement significative. L'analyse de la variance des coefficients est utilisée pour calculer l'écart type de l'estimation du coefficient. On montre que sa variance peut être exprimée en fonction de celle des écarts entre la réponse mesurée et la réponse simulée, appelés résidus (Goupy,

2013). Si le t de Student est élevé alors l'estimation du coefficient a une haute probabilité d'être bonne et sa probabilité d'être nul est faible. Cette probabilité d'être nul est nommée la p-value dont l'interprétation est la suivante :

- Une p-value basse signifie $\leq 0{,}01$. Ceci correspond à une forte probabilité que la variable soit pertinente pour le modèle
- Une p-value haute signifie $\geq 0{,}01$. Ceci correspond à une faible probabilité que la variable soit pertinente pour le modèle
- Une p-value haute signifie $\approx 0{,}01$. Ceci correspond à un cas intermédiaire où le choix d'inclure ou non la variable doit faire appel au jugement de l'expert

La valeur seuil de 0,01 constitue une valeur par défaut largement utilisée mais n'est pas une norme en soit. Par exemple, le professionnel peut choisir une valeur plus basse pour être plus sélectif sur le choix de ses variables. Une autre règle de l'art consiste à dire que le t de Student d'un coefficient devrait être d'au moins 20 pour correspondre à une précision d'estimation de $\pm 10\%$ (une valeur de 2 correspond à une précision de $\pm 100\%$).

En thermique du bâtiment, la méthode du criblage de Morris est couramment utilisée pour identifier les paramètres critiques (OMEGA, 2017). Mais ses résultats sont uniquement qualitatifs. Cela a le désavantage de devoir faire une deuxième analyse quantitative par la suite, ce que nous préférons écarter.

La méthode des plans d'expérience, que nous avons choisie pour la création de métamodèles, est également intéressante pour réaliser des analyses de sensibilité car elle permet d'identifier et de hiérarchiser les effets principaux, quadratiques et les interactions pour un temps de calcul faible (Romani, 2015). Les plans d'expérience permettent par ailleurs d'obtenir des résultats quantitatifs lisibles à travers les coefficients des modèles polynomiaux créés par régression. Il y a un intérêt fort à utiliser cette méthode car cela permet de combiner analyse de sensibilité qualitative et quantitative en une seule étape, tout en minimisant le nombre de points nécessaires pour la base d'apprentissage. Il est toutefois nécessaire d'avoir mené en amont une réflexion pertinente sur les facteurs d'étude (Yildiz, 2018) et d'en limiter le nombre pour conserver l'avantage du temps de calcul réduit des plans d'expérience. Pour ce faire, nous présentons dans la partie suivante des retours d'expérience sur les facteurs influents de la phase d'exploitation permettant de dresser une pré-liste de facteurs.

2. Retours d'expérience

De nombreux retours d'expérience existent et nous permettent aujourd'hui de prendre un certain recul sur les facteurs influents de l'exploitation et des usages. Nous avons dressé un inventaire, qui ne saurait être exhaustif tant la diversité des situations est grande, mais qui est néanmoins représentatif pour permettre de poser une base pour l'élaboration de matrices d'expérience pour construire les polynômes recherchés sans omettre de facteurs importants. Les retours d'expérience sur les facteurs influents sont issus du Prebat (CEREMA, 2018), du rapport de l'Agence Qualité Construction (AQC) sur les risques dans les bâtiments performants (AQC, 2014), d'audits énergétiques tirés des travaux de Sidler (Enertech 2001, 2003, 2009, 2010, 2012) et des indicateurs de suivi recommandés par les exploitants (SYPEMI, 2012). Nous avons déjà présenté les enseignements sur les bâtiments basse consommation du PREBAT par rapport aux statistiques de consommation dans le chapitre 1. Nous avons résumé ci-après les enseignements en termes de facteurs liés à l'exploitation ou à l'usage qui expliquent les dérives de consommation :

Usage de l'énergie	Retour d'expérience	Facteurs
Chauffage	Régime de température à adapter entre climat et charge thermique Seuils minimums de déclenchement des équipements de production Fiabilité de l'information envoyée par les sondes de température Températures de consigne élevées, le réduit de température nocturne n'est pas systématique Température de non-chauffage variable d'un bâtiment à l'autre et n'est pas égale aux 18°C couramment utilisés	Température départ/retour EC Seuil minimum de déclenchement production EC Température de consigne en occupation et en inoccupation et horaires d'application Température de non-chauffage
ECS	Pertes de bouclages et pertes de distributions importantes	Temps de réchauffage ECS
Ventilation	Horaires de fonctionnement CTA permanent ou seulement en inoccupation, mauvais équilibrage débits soufflage/reprise occasionnant une perte de rendement de récupération, mauvais positionnement des ventilateurs, mauvais entretien des filtres, mauvaise gestion des by-pass ou de la surventilation nocturne, gestion avec ventilation naturelle, mauvais entretien des conduits et caissons, perception et appropriation des systèmes par les occupants	Horaires de fonctionnement CTA Débit de soufflage/reprise Perte de charge (facteur de maintenance) Critère d'utilisation du by-pass, de la surventilation nocturne Température de soufflage
Pompes	Pompes à débit variable ne sont pas paramétrées et fonctionnent à débit fixe maximal	Débit minimal pompe

Climatisation	Pilotage non maîtrisé par l'occupant, groupe froid non asservi aux émetteurs, refroidissement actif en hiver	Horaires de fonctionnement groupe froid, Débit et température EG Température d'ambiance
Eclairage	Fonctionnement en période d'inoccupation, temporisation trop longue, seuil de non allumage fixé trop haut, sonde de luminosité mal placée	Horaires de fonctionnement éclairage Seuil d'éclairement Durée de temporisation
Ascenseurs	Consommation d'éclairage en veille trop importante	Durée de temporisation
Bureautique et serveurs	Consommation d'un ordinateur portable 5 fois plus faible qu'un fixe, un ordinateur avec écran a une consommation 2,7 fois plus élevée qu'un portable, les serveurs consomment énormément, bureautiques et serveurs fonctionnent souvent en période d'inoccupation	Puissance installée bureautique et temps de fonctionnement Puissance du serveur Consigne de climatisation du serveur Temps de fonctionnement du serveur Taux de charge moyen du serveur
Confort	Bâtiments BBC sensibles à la qualité de la gestion de la thermique d'été car agissent comme des thermos, les usagers doivent s'approprier le fonctionnement des ouvrants et ces derniers doivent être manœuvrables ce qui est un problème dans le tertiaire	Taux et temps d'ouverture des ouvrants Niveau d'apports internes
Tous	Variabilité des conditions météo	DJUc, DJUf, ensoleillement, humidité
Chauffage, climatisation et auxiliaires	Les apports internes sont souvent très différents de ceux considérés dans les calculs amont	Niveau d'apports internes et horaires de fonctionnement

Tableau 14: Synthèse des facteurs impactant la consommation en exploitation issus des enseignements sur les bâtiments BBC (CEREMA, 20177)

Un rapport de retours d'expériences sur les « bâtiments performants et risques » a été publié par l'AQC dans le cadre des règles de l'art grenelle environnement 2012 (AQC, 2014). Le but était d'identifier les non qualités qui ont un impact sur la performance énergétique ou la qualité environnementale des bâtiments. Les opérations sont toutes performantes selon leur études thermiques (niveau BBC). Les résultats de ces travaux classent les non-qualités selon les catégories enveloppe, phénomènes physiques, équipements et études thermique et bioclimatisme. Un grand nombre de ces observations révèlent des erreurs de conception ou de mise en œuvre. Nous avons isolé ce qui a trait aux usagers ou à l'exploitation :

Type de problématique	**Sujet**
Rôle des usagers	Utilisation insuffisante ou mal-appropriée des protections solaires mobiles créant des surchauffes
	Problème d'appropriation des dispositifs permettant la ventilation naturelle créant des surchauffes
	Ouverture prolongée des fenêtres fréquentes et non maîtrisées dans des bâtiments équipés de VMC double flux créant une augmentation des consommations et un inconfort
	Les murs en béton banché censés apporter de l'inertie thermique ne remplissent pas leur fonction car ils sont recouverts par des étagères, les faux-plafonds et les revêtements de sol ce qui occasionne des surchauffes
	La température de la pièce met beaucoup de temps à remonter après aération des logements chauffés par des radiateurs BT
	Les bouches de ventilation ont été occultées par les occupants
	Ajout de sèche-serviette par les particuliers dans l'année qui a suivi la livraison
	Ajout de convecteurs par les particuliers dans l'année qui a suivi la livraison
	Ajout de poêle à bois par les particuliers
	Ajout de climatiseur par les particuliers (équipements palliatifs pour cause de surchauffes)

	Mauvaise utilisation des serres froides en façade sud par les usagers, qui s'en servaient comme des espaces chauffés et par conséquent bouchaient les ouvrants servant à ventiler ces cavités
	Les portes du SAS ne s'ouvrant pas en même temps, les employés ont utilisé la porte de secours située à côté pour ne pas attendre et l'ont laissée ouverte
	Les portes du SAS sont trop lourdes à manipuler pour les personnes âgées et elles ont été laissées ouvertes en permanence
	Mise en place par les occupants de barrières, palissades et garde-corps pour cause de problèmes de vis-à-vis ce qui réduit fortement les apports solaires et de lumière
	Habitude des usagers à vivre les volets clos ou quasi-fermé du RDC au R+1 ce qui réduit fortement les apports solaires
Exploitation CVC	La société de maintenance n'a pas rempli le circuit de forage avec le bon taux de glycol (géothermie et PAC)
	Réglages de maintenance réalisés par les propriétaires eux-mêmes car absence de contrat de maintenance
	Pompe de chauffage réglée à hauteur manométrique maximale au lieu de la hauteur manométrique adaptée à la courbe réseau/débit créant des surconsommations
	Programmation de l'arrêt des pompes de réseaux EC/EG en période d'inoccupation n'est pas prévue créant des surconsommations
	Condensation détectée sur les faces intérieures de plafonds rayonnants en période de rafraichissement à cause d'une température de départ EG trop froide créant une mauvaise qualité d'usage
	Remplacement insuffisant des filtres de la VMC double flux, ou aucun nettoyage, menant à un non-fonctionnement du système
	Nettoyage insuffisant des bouches de soufflage et de reprise de la VMX double flux qui mène à des débits insuffisants et à des problèmes acoustiques

	La puissance minimale des luminaires pilotés par gradient crépusculaire est trop forte et éblouit les occupants et ils ne peuvent être commandés manuellement (réglage de la sonde)
	Les éclairages commandés par gradient crépusculaire fonctionnent même lorsque l'éclairage naturel est suffisant et ils ne peuvent être commandés manuellement (réglage de la sonde)
	Absence de suivi de la programmation des équipements dans le temps résultant en une absence de pilotage et aucune optimisation des systèmes alors qu'ils disposent d'une GTB parfois sophistiquée
	Le paramétrage des GTB a nécessité plusieurs années par difficulté de régler les paramètres tout en satisfaisant les demandes et/ou par défaillance du système d'exploitation de la GTB
	Le réglage de la GTC s'est révélé très long car les occupants ont installé divers appareils électroniques près des sondes, ce qui a faussé les données de température, et a entraîné la baisse les températures de départ EC créant un inconfort thermique
	Les compteurs d'eau étaient imprécis à cause de leur encrassement
	Les températures de consigne pour déclencher le chauffage et la climatisation sont trop proches ce qui engendre des surconsommations car les groupes chaud et froid fonctionnent tout le temps
	Température des logements trop élevé à cause d'un mauvais réglage de loi d'eau
	Présence de poussières et d'insectes morts entre les vitrages des fenêtres pariéto- dynamiques alors que le renouvellement d'air se fait en partie via ces vitrages qui ne sont jamais nettoyés ce qui crée une diminution des apports solaires et du taux de renouvellement d'air neuf
	Les fenêtres de toit de la serre bioclimatique sont très encrassées car non nettoyées ce qui diminue les apports solaires et de lumière
	Condensation et/ou accumulation de poussière entre les deux vitrages des doubles fenêtres avec stores intégrés ce qui opacifie la partie vitrée, réduisant les apports solaires et de lumière

Tableau 15: Synthèse des facteurs de risques dans les bâtiments performants issus du rapport de l'AQC (2014)

Nombres de retours d'expériences terrain ont été collectés et illustrés via des audits menés par Enertech, notamment durant les campagnes de mesure pour l'évaluation des performances énergétiques effectives des opérations performantes en Rhône-Alpes. Nous reprenons ici quelques exemples (2 logements collectifs, 2 bureaux, 2 hôtels) mettant en avant les facteurs qui créent des dérives de consommation en exploitation :

Type de bâtiment	**Retour d'expérience**	**Facteurs**
Résidentiel	Consommations d'électricité privatives composées à 28% du froid alimentaire, 25%de la cuisson et 21% de l'audio-visuel Les apports internes ont une grande influence sur les consommations de chauffage qui sont encore majoritaires sur de nombreux cas (personnes, cuisson, électro-ménager, éclairage)	Puissance installée équipements spécifiques parties privatives et temps de fonctionnement (frigo, cuisson, audio-visuel) Nombre d'occupants et durée d'occupation
Résidentiel	Consommation d'électricité parties communes composées à 44% de la ventilation, 19% de l'éclairage et 15% des ascenseurs L'éclairage de l'ascenseur est en fonctionnement permanent et l'armoire de régulation présente une puissance de veille très importante La ventilation mécanique souffre de mauvaise maintenance augmentant les pertes de charge	Puissance installée, maintenance et régulation ventilateurs Temporisation éclairage ascenseurs
Résidentiel	Taux moyens de CO2 mesurés : 670ppm, 653ppm	Taux de renouvellement d'air (par ouverture de fenêtre)
Résidentiel	Températures intérieures moyennes en hiver mesurées : 22,4°C, 21,9°C	Température de consigne
Résidentiel	Durées moyennes journalières d'ouverture des fenêtres en hiver mesurées : 225min, 153min	Durée d'ouverture des fenêtres
Résidentiel	Besoin ECS journalier de 1,52L/m²/jour	Volume d'ECS consommé par jour

Résidentiel	Absence de clapet anti-retour entre ballon ECS solaire et appoint ce qui créé une circulation parasite qui a pour but de réchauffer le ballon solaire, interdisant le recours au solaire	Taux de couverture des besoins ECS par solaire thermique
Bureaux	Sur un bureau très performant la consommation a varié de 36,4% d'une année sur l'autre en raison d'un hiver plus froid, d'un dérèglement de la CTA qui a fonctionné 24h/24 et d'une augmentation des températures de chauffage	DJU Horaires de fonctionnement CTA Températures de consigne et horaires d'application de la température de consigne
Bureaux	La consommation est composée de 25% de bureautique, 28% de ventilation et 24% d'éclairage	Puissance et temps de fonctionnement bureautique Temps de fonctionnement ventilation et maintenance pour perte de charge Temps de fonctionnement éclairage
Bureaux	Pour l'ensemble des usages électriques, 48% de la consommation est en période d'inoccupation	Horaires de fonctionnement des équipements consommateurs d'électricité
Bureaux	Les puissances de veille bureautique sont composées de plusieurs appareils incluant l'imprimante collective, la baie VDI et le serveur	Puissance et heures de fonctionnement de chacune de ces catégories de la bureautique
Bureaux	Le groupe de climatisation dédié à un espace à occupation intermittente a beaucoup d'incohérence de fonctionnement (pendant les arrêts des CTA par exemple)	Horaires de fonctionnement du groupe froid
Bureaux	Les machines à boisson consomment la nuit	Horaires de fonctionnement machines à boisson
Bureaux	Il y a une diversité importante d'autres appareils : arrosage automatique, machines à café, ascenseurs, cafétéria, appareils audio-visuels, vidéoprojecteurs, téléviseurs plasma accueil	Puissance et heures de fonctionnement de chacune de ces catégories

Bureaux	L'éclairage a des puissances installées trop importantes et l'éclairage des couloirs consomme plus que celui des bureaux	Puissance et temps de fonctionnement éclairage
Bureaux	Le temps d'utilisation des ordinateurs n'est que de 26% de la durée de marche	Puissance et temps de fonctionnement bureautique
Bureaux	Les groupes froids marchent en continu, 1/3 de leur consommation a lieu en hiver. 66% de la consommation des pompes correspond à la distribution d'eau glacée. Toutes les pompes fonctionnent en permanence et à puissance nominale	Horaires de fonctionnement groupes froids Horaires de fonctionnement des pompes EG
Bureaux	La ventilation marche en permanence toute l'année	Horaires de fonctionnement ventilation
Bureaux	Certains équipements comme les distributeurs de boisson, l'éclairage d'ascenseur ou les climatiseurs indépendants fonctionnent en permanence	Horaires de fonctionnement des équipements consommateurs d'électricité
Bureaux	Le mode de régulation ne permet pas les réduits de nuit	Température de consigne en occupation et inoccupation et horaires d'application
Hôtel	Lors de la hiérarchisation des coûts énergétiques d'un hôtel, les mini bars arrivent devant les unités de climatisation et la machine à café devant les ascenseurs	Puissance et temps de fonctionnement des équipements consommateurs d'électricité (problématique d'inventaire complet)
Hôtel	Les postes chauffage/climatisation et ventilation représentent respectivement 25% et 20% du total. Ceci est du à des renouvellement d'air très importants (2vol/h)	Taux de renouvellement d'air
Hôtel	Les apports internes et le niveau d'isolation importants exgent un fonctionnement en mode froid très tôt dans l'année et une régulation non optimale est constatée	Puissance et horaires de fonctionnement équipements émetteurs d'apports internes Régulation groupe froid
Hôtel	L'éclairage et les services généraux représentent 15% du total mais ramenés à la surface des services généraux cela représente 172kWh/m²/an	Puissance et temps de fonctionnement éclairage et services généraux

Hôtel	La commande du récupérateur de chaleur de la CTA des chambres était inversée (actif lorsque T>15°C)	Plage de fonctionnement échangeur double flux
Hôtel	Sonde de régulation du mitigeur ECS mal positionnée entraînant une température de distribution mal maîtrisée et une surconsommation du réchauffeur de boucle	Température de l'ECS mitigée
Hôtel	Le plancher chauffant électrique du hall peut être actif même en période de climatisation	Horaires de fonctionnement du plancher chauffant dans un local climatisé
Hôtel	Les températures de production des circuits hydrauliques des PAC sont à des niveaux qui conduisent à des COP limités	Température de départ EC
Hôtel	Le niveau d'isolation élevé, avec apport internes importants et inertie lourde rend délicat la conduite des installations avec une distribution de chaleur par air. Les jours de grande chaleur nécessitent une grande quantité d'air que les PAC n'arrivent pas à refroidir. Les PAC ne peuvent pas passer rapidement d'un mode froid à un mode chaud	Temps de changement modes chaud/froid PAC

Tableau 16: Synthèse des facteurs impactant la consommation issue de plusieurs audits menés par Enertech

Enfin, le SYPEMI (Syndicat Professionnel des Entreprises de Multiservice Immobilier**)** a écrit un guide pour le pilotage énergétique qui est issu des retours d'expérience des exploitants. Concernant les facteurs à suivre en exploitation pour la maîtrise de l'énergie, le SYPEMI recommande :

- Consignes des équipements
- Températures et humidité d'ambiance
- Détecteur de présence
- Détecteur d'ensoleillement
- Station météo

Par rapport aux consommations d'énergie, le SYPEMI défini des indicateurs de consommation par rapport à des unités fonctionnelles diverses qui peuvent correspondre à des variables impactant la consommation (SYPEMI, 2012) : kWh/m², kWh/poste de travail (PT), kWh/heures de fonctionnement, kWh/couvert, kWh/unité de production, kWh/m3, kWh/DJU.

Par rapport au service énergétique, des indicateurs sont défini en rapport à la qualité de l'air intérieure et au confort thermique : niveaux de radon (Bq/m3), niveaux de COV (mg/m3), niveaux de formaldéhyde (mg/m3), niveaux de CO (µg/m3), niveaux de PM10/PM2,5 (µg/m3), niveaux de NO2 (µg/m3), taux de CO2 (ppm), taux de renouvellement d'air (vol/h), débit d'air neuf (m3/h/occupant), température et hygrométrie dans les locaux, taux de satisfaction des usagers, nombre de demandes d'intervention « trop chaud » « trop froid ».

Au vu de tous ces retours d'expérience, nous proposons dans la partie suivante une pré-liste de facteurs potentiellement influents en phase exploitation.

3. Catégories et liste de facteurs influents

Sur la base des retours d'expérience décrits dans la partie précédente, nous proposons un regroupement des facteurs en accord avec la littérature. Manfren (2013) a établi que les facteurs les plus influents sur les consommations des bâtiments font partie des groupes suivants : climat, enveloppe, activités (occupation, process), éclairage, régulation CVC, linéaires hydrauliques, linéaires aérauliques, CTA (traitement de l'air et distribution associée), unités terminales, ECS, rendement de production, rendement de distribution. Yoon (2018) rappelle que d'après l'annexe 53 (AIE, 2016), la consommation des bâtiments est impactée par 6 familles de facteurs : climat, enveloppe, équipements, exploitation – maintenance, comportement des occupants, et les conditions de l'environnement intérieur.

Certains de ces groupes sont complètements définis en phase conception/réalisation., d'autres sont des facteurs variables en phase exploitation : climat, exploitation – maintenance, régulation CVC et CTA (traitement de l'air et distribution associée) et unités terminales, Comportement des occupants, activités (occupation, process), éclairage, ECS et conditions de l'environnement intérieur

Les facteurs que nous avons listés pour la création de métamodèles de la consommation en phase exploitation font partie de ces groupes et nous les regroupons en 4 familles :

- Climat
- Usages et process
- Comportements
- Exploitation CVC

Le tableau 17 ci-dessous regroupe la synthèse des facteurs potentiellement sur les consommations d'énergie influents durant la phase exploitation :

Groupe	Travaux
Climat	Température extérieure moyenne journalière ou mensuelle DJU chaud base 18 DJU froid base 10 Humidité relative Température de bulbe humide Ensoleillement horizontal global Variable composite incluant la température de l'air, l'ensoleillement, et la température de bulbe humide Variable composite « température équivalente » qui représente une température sans soleil qui aurait le même effet

Usages et process	Notion de taux d'occupation : taux d'occupation ou nombre d'occupants, densité d'occupation, nombre d'employés (spécifique tertiaire), nombre d'étudiants et nombre de chercheurs (spécifique universités), nombre d'internes (spécifique santé), nombre de nuitées mensuelles (spécifique hôtellerie), nombre de couverts mensuel (spécifique hôtellerie et restauration), nombre de client par an, nombre de baigneurs (spécifique piscine), nombre de personnes par ménage (spécifique résidentiel) Notion de taux de remplissage : taux de surface occupée/louée, taux de remplissage des surfaces, taux de surface chauffée/climatisée, taux de surface éclairée Notion de capacité du lieu : taux de surface dédiée à la recherche (spécifique université), nombre de classes (spécifique écoles), nombre de lits (spécifique santé), nombre de places Notion de type d'activité humaine : métabolisme des occupants, âge des occupants, surface intérieure effective inertie thermique (étagères, faux-plafonds, revêtements), apport effectifs soleil et lumière (occultations intérieures supplémentaires), donnée réelle remontée par sonde (installation appareils électroniques près des sondes faussant la donnée) Notion d'horaires et scénarios : horaires de travail / horaires d'occupation, par jour ou par semaine, heures d'activité par an, scénarios d'occupation (différent des horaires car s'intéresse à la distribution temporelle de l'occupation au sein des horaires), nombre de jours d'occupation durant la saison de chauffe / de climatisation Notion d'usages spécifiques de l'énergie et de process : puissance moyenne ou installée d'éclairage, horaire d'éclairage, puissance moyenne ou installée bureautique, horaire de la bureautique et de ses sous-catégories (ordinateurs, imprimantes, baie VDI, appareils audio-visuels, vidéoprojecteurs, téléviseur plasma accueil, etc.), puissance moyenne journalière des appareils électriques, densité de puissance installée d'équipements spécifiques, puissance moyenne et horaires d'équipements spécifiques divers : ECS process, froid ou chaud alimentaire, autre process froid, lave-linge de blanchisserie, équipements audio-visuels, ascenseurs, autres équipements motorisés, équipements médicaux, équipements de laboratoires, machines à cafés, machines à boisson, nombre de vidange (spécifique piscine), équipements spécifiques parties privatives résidentiel (frigo, cuisson, audio-visuel), équipements cafétéria (spécifique tertiaire), équipements cuisine (RIE ou restaurant), mode de préparation des repas des cuisines en demi-pension (modification entre internalisé / externalisé, etc…), armoires de climatisation locaux spécifiques, climatiseurs indépendants, services généraux, tablettes et ordinateurs dans les salles de classe (transition numérique entraînant modification des pratiques d'enseignement), puissance de serveurs, taux de charge moyen serveurs, temps de fonctionnement des serveurs, consigne de climatisation des serveurs, nombre d'ATM (spécifique banques), ajout sèche-serviette, convecteurs, poêle à bois, climatiseur (résidentiel), process industriel

Exploitation CVC	Consignes de température : température de consigne en occupation (chauffage/climatisation), réduit de température de consigne nocturne /en inoccupation (chauffage/climatisation), intervalle d'hystérésis du thermostat, température de non-chauffage, écart entre température de consigne de chauffage et de climatisation, consigne d'humidité relative intérieure min et max, horaires d'application des consignes de chauffage et de climatisation (occupation/inoccupation, réduit), température de soufflage CTA, delta T de soufflage CTA par rapport à la température de consigne, température minimum de départ des tours de refroidissement, intervalle de flottement de la température de départ de la tour de refroidissement, température de consigne de départ EG, intervalle de flottement de la température de départ EG, delta T EG température de consigne de départ EC, loi d'eau, intervalle de flottement de la température de départ EC, delta T EC Débits de ventilation : débit de ventilation CTA, débit d'air neuf, taux d'air neuf en occupation et en inoccupation, taux de mélange de l'air neuf, réduit de VMC, débit de soufflage en occupation et inoccupation, ratio débits soufflage/reprise (en lien avec le rendement de récupération) Maintenance : Facteur de maintenance (score sur la base d'une liste de questions), perte de charge filtres/conduits/bouches de soufflage, fiabilité des sondes pour régulation, maintenance ventilation centralisée, âge du bâtiment et de ses installations, taux de glycol du circuit PAC, nettoyage des vitrages (efficacité de la maintenance/entretien) Pilotage/Régulation : taux de charge partiel minimum des groupes froids, rendement de régulation, cascade équipement de production, temps de changement mode chaud/froid d'une PAC, fonctionnement batterie préchauffage en été (en même temps que la batterie froide) ou d'un plancher chauffant dans un local climatisé, fonctionnement de la climatisation en hiver (en même temps que la batterie chaude), critère d'utilisation du by-pass, de la surventilation nocturne mécanique, heures de fonctionnement équipements CVC (CTA, production chaud, production froid, pompes EC/EG primaires/secondaires), heures de préchauffage ECS, programmation horaire des pompes de bouclage ECS, seuil minimum de fonctionnement des circulateurs à débit variable (ex : débit minimal pompe), réglage de la hauteur manométrique pompe (maximale VS valeur adaptée au réseau), seuil minimum de fonctionnement des équipements de production, seuil de déclenchement de l'échangeur double flux CTA, durée de temporisation de l'éclairage (par rapport aux sondes de présence), seuil d'éclairement et puissance minimale des luminaires (contrôle par sonde de luminosité), temps d'éclairage des parkings, durée de temporisation de l'éclairage des ascenseurs

Comporte-ments	Veille bureautique, gestion de l'éclairage, gestion des stores, veille des appareils électriques spécifiques, volume ECS consommé par jour, volume ECS par douche, volume ECS par vaisselle manuelle, facteur de comportement des occupants (scoring subjectif sur liste de questions), niveau d'ouverture des fenêtres, heures d'ouvertures des fenêtres, ventilation naturelle nocturne par ouverture par des ouvrants, nombre / taux d'ouvrants de serres froides au sud occultés, bouches de ventilation mécaniques occultées, niveau d'ouverture des stores, heures d'ouverture des stores, heures de fonctionnement bureautique, audiovisuel, température de consigne, heures de fonctionnement éclairage, débits de cuisine, ouverture porte de secours (au lieu du SAS), SAS ouvert en permanence

Tableau 17: Liste des facteurs potentiellement influents à considérer pour l'analyse des consommations en phase exploitation

Note par rapport aux process spécifiques : Shiming (2002) a établi une corrélation entre la consommation de gaz de la cuisine d'un hôtel et le nombre de couvert. La corrélation était faible et il proposait l'explication selon laquelle cela était dû aux spécificités de la cuisine chinoise qui utilise des méthodes de cuisson très différentes selon les plats, créant une décorrélation partielle entre la consommation et le seul nombre de couvert. Ici le type de cuisine pourrait être un autre paramètre ainsi que le comportement des employés de cuisine. Ceci vaut pour tous les « process » qui doivent être qualifiés de manière spécifique par rapport à leur nature. Typiquement un parc informatique sera caractérisé par sa puissance électrique moyenne, laquelle peut être corrélée à sa composition (% de portables, % de serveurs, etc…). À mesure que les usages non-RT prennent de l'importance cette caractérisation des usages process devient fondamentale. Il y a également une problématique d'inventaire complet. La diversité des équipements consommateurs regroupés sous le nom « process » est grande. C'est la somme de toutes les composantes qui est d'intérêt et il convient également d'améliorer et d'unifier le regroupement et la caractérisation des process par sous-groupes.

D. Méthodes de propagation des incertitudes et lien avec le plan de M&V

Les facteurs pré-listés dans la partie précédente sont nombreux mais nous avons vu que le nombre de facteurs influents permettant une bonne précision du modèle peut être restreint (Yoon, 2018). Une fois ces facteurs déterminés et le métamodèle construit, il reste la question de l'incertitude sur la connaissance des valeurs prises par ces facteurs. Les méthodes de propagation de l'incertitude permettent de déterminer l'incertitude sur la consommation énergétique en fonction de l'incertitude sur les données d'entrée. Idéalement un facteur modélisé doit être mesuré mais en pratique il y a une boucle d'optimisation entre la liste des facteurs, la qualité statistique du modèle de régression et le coût de l'instrumentation définie dans le plan de M&V. Dans cette partie nous aborderons les méthodes de propagation des incertitudes, leur lien avec le plan de M&V.

1. Méthodes de propagation de l'incertitude

Afin de propager les incertitudes des données d'entrée sur la sortie calculée par le modèle de prédiction des consommations, l'ASHRAE Guideline 14 préconise de faire varier la valeur des données d'entrée d'un modèle, obtenu par régression, entre leurs valeurs minimales et maximales, selon la précision avec laquelle on peut les mesurer, et d'obtenir l'incertitude correspondante sur la prédiction de la consommation. Dans le cas des modèles numériques pour l'application de l'option D, l'IPMVP fait référence, dans son guide *EVO uncertainty assessment 2018* (EVO, 2018) à la propagation des incertitudes par simulation probabilistes. Une simulation probabiliste consiste à effectuer une propagation des incertitudes des données d'entrée vers les données de sortie en effectuant un nombre important de tirages aléatoires des données d'entrées lesquelles sont définies par une distribution statistique. La différence avec une simulation déterministe est illustrée sur la figure 52 ci-dessous :

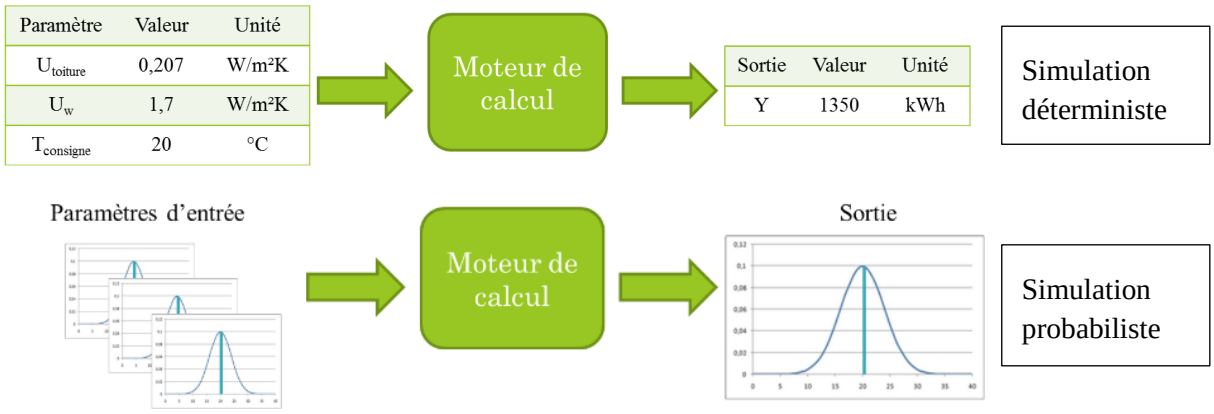


Figure 52: Illustration de la différence entre une simulation déterministe et une simulation probabiliste

Les simulations probabilistes procèdent par échantillonnage du domaine de variation des paramètres d'entrée. Ce sont les méthodes d'échantillonnage qui déterminent le temps de calcul et la précision de la représentation de la distribution des données d'entrée dans la propagation. Les principales méthodes sont les suivantes (OMEGA, 2017) :

- L'échantillonnage aléatoire (dit de Monte Carlo) génère aléatoirement N vecteurs des paramètres d'entrée du modèle en tenant compte de leur fonction de densité de probabilité (loi normale, loi uniforme, loi en triangle…). N simulations sont réalisées afin d'obtenir la fonction de densité de probabilité de la sortie du modèle.
- L'échantillonnage stratifié consiste à créer plusieurs sous-espaces disjoints puis à générer aléatoirement des échantillons au sein de chacun de ces sous-espaces. Cela permet de réaliser des tirages avec moins d'amas pour améliorer la répartition des tirages sur l'intervalle de

variation des paramètres d'entrée. Un cas particulier de l'échantillonnage stratifié est l'échantillonnage par Hypercube latin (LHS) pour lequel les sous-espaces sont équiprobables.

- L'échantillonnage quasi-aléatoire (appelé Quasi Monte-Carlo) défini des séquences d'échantillons déterministes avec une répartition uniforme dans l'espace des paramètres d'entrée. Les méthodes dites de Quasi-Monte Carlo Randomisé produisent des ré-randomisations des séquences utilisées dans les méthodes de Quasi-Monte Carlo.

Une comparaison entre l'échantillonnage aléatoire, la méthode LHS et la méthode quasi-aléatoire a été menée par Jacques (2005) et est illustrée sur la figure 53 ci-dessous pour 1000 points de variables uniformes sur [0,1] :

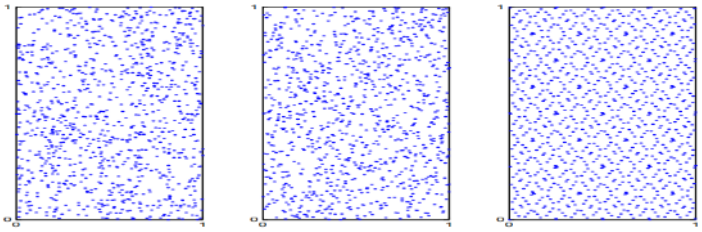


Figure 53: Comparaison de 1000 échantillons aléatoires (à gauche), par hypercube latin (au centre) et par quasi-Monte Carlo (à droite) (Jacques 2005)

La méthode de Monte Carlo est la plus simple à mettre en place (OMEGA, 2017). Son inconvénient est néanmoins que l'on ne peut pas être certain que des échantillons de chaque sous-région de l'espace possible seront tirés. Pour éviter ce problème il est nécessaire de définir des échantillons de taille importante (Huang et al. 2015), ce qui entraîne une problématique de temps de calcul. A ce titre, les méthodes d'échantillonnage stratifié et notamment l'hypercube latin (LHS) sont plus efficaces (OMEGA, 2017). Elles permettent de couvrir plus rapidement l'ensemble de l'intervalle d'incertitudes des paramètres d'entrée grâce à des tirages plus dispersés et assurent une bonne répartition dans l'espace. Le fait de construire un métamodèle permet de réaliser rapidement les calculs de propagation des incertitudes (Iooss, 2011). Ainsi, les méthodes d'échantillonnage aléatoire ou LHS peuvent toutes deux être utilisées.

2. Lien entre la propagation des incertitudes et le plan de M&V

Les méthodes d'analyse de sensibilité, de propagation des incertitudes et le plan de M&V forment un tout permettant de déterminer le risque associé à l'engagement sur une consommation d'énergie. L'approche comporte trois étapes (OMEGA, 2017) :

- Etape 1 : Effectuer des analyses de sensibilité pour être sûr d'identifier tous les paramètres influents. Ces paramètres peuvent alors être soit intégrés dans le risque associé à l'engagement soit intégrés à l'équation d'ajustement
- Etape 2 : Propager l'incertitude liée aux paramètres influents dont le risque associé est intégré à l'engagement, ce qui correspond soit à des facteurs caractérisant la performance intrinsèque (dont l'incertitude devraient être plus ou moins grande selon que l'on est dans un projet encadré uniquement par la réglementation, un label de performance ou un commissioning complet dans le cadre d'un CPE et selon les inconnues dans l'existant), soit à des facteurs statiques au sens de l'IPMVP qui ne doivent donner lieu qu'à des ajustements exceptionnels.
- Etape 3 : Intégrer les paramètres dynamiques considérés comme des variables d'ajustement de la cible (typiquement des facteurs d'usage, de climat et de confort) dans une équation d'ajustement. Cette équation est créée à partir du modèle STD par régression multilinéaire sur une base d'apprentissage générée par une des techniques d'échantillonnage recommandées.

Comme ces paramètres sont mesurés, seule l'incertitude de mesure est à considérer pour la propagation.

Un exemple du résultat de cette méthode est donné ci-dessous pour un cas de bâtiment de bureaux (OMEGA, 2017 - cas d'études Armines). La formulation de la garantie de performance a priori est réalisée en propageant les incertitudes sur tous les paramètres d'entrée significatifs donnant une consommation avec une dispersion importante et menant à définir une valeur cible à 95% de confiance pessimiste (cloche rouge sur la figure 54 ci-dessous).

Une équation d'ajustement est alors construite à partir du modèle STD par régression linéaire multiple, établissant une relation linéaire entre la consommation d'énergie, les degrés heures (DHU), le volume d'ECS et la consommation d'électricité spécifique. Le fait de mettre ces variables dans cette équation d'ajustement permet de retirer les incertitudes associées de la dispersion et donc réduire l'incertitude propagée (cloche bleue sur la figure 54) car elles sont considérées mesurées donc connues :

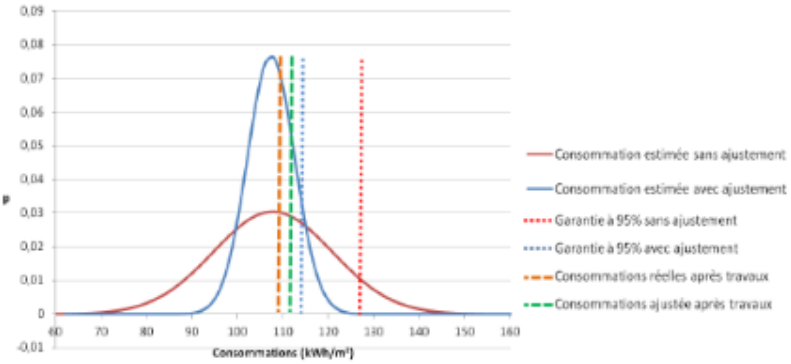


Figure 54: Répartition des consommations d'énergie avec et sans ajustement (OMEGA, 2017 - cas d'études Armines)

La valeur de la consommation mesurée en phase exploitation est comparée à la valeur d'engagement définie à 95% de niveau de confiance de la distribution établie et nous pouvons constater que les résultats sont très proches. Ainsi, du point de vue de la capacité à calculer les risques de dérive des consommations, ces travaux donnent de bons résultats et l'on peut dire que **l**es outils d'analyse de sensibilité et de propagation d'incertitude répondent au besoin de quantification du risque pour définir une valeur seuil d'engagement.

Il est alors possible de ramener le calcul de l'incertitude globale à deux termes : l'erreur de modélisation et l'erreur issue de la propagation d'incertitude des données d'entrée. Rappelons que les termes composant l'incertitude de l'estimation de la consommation cible ajustée sont les suivants (équation 2.14) :

$$Erreur\ standard = \sqrt{\begin{array}{c} SE(modélisation)^2 + SE(échantillonnage\ M\&V)^2 + SE(mesure\ M\&V)^2 \\ +SE(effet\ des\ valeurs\ min/max\ mesures\ M\&V\ via\ modèle)^2 \end{array}}$$

Le terme *SE(modélisation)* correspond à l'erreur de modélisation, qui correspond à l'erreur du métamodèle par rapport au modèle SED ayant servi à définir la cible initiale.

Concernant les autres termes, nous avons vu que les simulations probabilistes permettent de propager les erreurs de mesure et d'échantillonnage à travers le modèle de la consommation et d'en déduire une erreur combinée. La formule ASHRAE peut alors être reformulée, en intégrant le calcul de l'incertitude à effectuer avec ces outils, comme suit :

$$Erreur\ standard = \sqrt{\begin{array}{c} SE(modélisation)^2 + \\ +SE(propagation\ des\ erreurs\ mesures/échantillonnage\ M\&V\ via\ modèle)^2 \end{array}} \quad \textbf{(2.22)}$$

La propagation des incertitudes dépend du plan de M&V, c'est-à-dire du nombre de variables mesurées et avec quelle précision. En effet, pour des raisons par exemple budgétaires, le plan de M&V pourrait ne pas mesurer toutes les variables intégrées dans le modèle de prédiction de la consommation. Sur ce sujet, le cas d'étude présenté par le CEREMA (OMEGA, 2017 - cas d'études CEREMA) met en lien le calcul des incertitudes sur les consommations et le contenu du plan de mesure et vérification (couramment nommé plan de M&V). Dans ces travaux, plusieurs plans de M&V sont définis, contenant progressivement de 0 à 11 mesures. Pour chaque plan de M&V, la propagation d'incertitude est effectuée sur les 39 paramètres statiques et dynamiques (au sens de l'IPMVP) considérés. La figure 55 ci-dessous montre l'écart type sur la consommation d'énergie pour chaque plan de M&V :

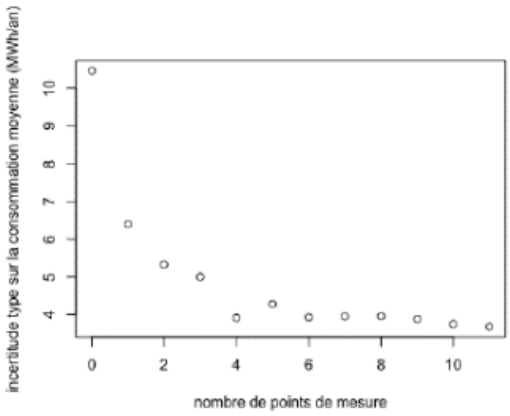


Figure 55: Incertitude sur la consommation calculée en fonction du plan de M&V (Omega, 2017 - cas d'étude Cerema)

Nous observons une forte réduction de l'écart-type des consommations calculées dès la première mesure. Il est intéressant de noter que, dans ce cas, c'est la mesure de la température intérieure qui réduit le plus l'écart-type, suivie par la mesure de la température extérieure et des apports internes. L'auteur souligne par ailleurs qu'il faut faire la correspondance avec les outils de simulations utilisés car la définition des données d'entrées de modélisation diffère de celle des quantités mesurées.

En outre, le projet OMEGA (2017) propose une compilation de caractérisation des incertitudes sur les données d'entrée. Nous nous intéressons ici aux variables de l'exploitation et la définition des intervalles de variations et des incertitudes est formulée comme résumé dans le tableau 18 ci-dessous :

Facteur	**Valeur min**	**Valeur max**	**Commentaire**
Température extérieure	-2K	+2K	Variation selon une loi normale tronquée
Irradiation solaire horizontale	-50%	+50%	Variation selon une loi normale tronquée
Température intérieure	-2K	+2K	Variation selon une loi normale tronquée

Facteur d'occultation	-15%	+15%	Variation selon une loi uniforme - Considère en base 10% en hiver et 20% en été
Occupation	-20% -60%	+20% +60%	Variation selon une loi uniforme Variation selon une loi normale tronquée
Apports internes	-30% -10%	+30% +10%	Variation selon une loi normale tronquée
Débit de ventilation	-5% -10%	+5% +10%	Variation selon une loi normale

Tableau 18: Exemple de description de la variation des facteurs influents sur les consommations d'énergie (Omega, 2017)

Le choix d'une loi normale correspond à un paramètre mesuré. Le choix d'une loi uniforme correspond à un paramètre dont la valeur nominale peut se trouver dans tout l'intervalle de variation, typiquement en raison du fait que le paramètre en question n'est pas mesuré. Les variables mesurées et non mesurées doivent donc être traitées différemment dans le cadre de la propagation de l'incertitude.

Par ailleurs, tous les cas d'études du projet OMEGA (2017) partagent le constat selon lequel les choix des intervalles de variation et des lois de distribution pour caractériser les paramètres sont la principale difficulté pour obtenir des résultats fiables et homogènes. La capitalisation et la formulation est particulièrement nécessaire pour les variables de l'exploitation dans le cadre de nos travaux. A ce titre, le projet OMEGA (2017) a livré un ensemble de résultats concernant les incertitudes de mesure, en particulier l'incertitude entourant les mesures de température intérieure dans une zone, les mesures des variables météorologiques, les mesures de l'occupation et de perméabilité à l'air du bâti.

Température intérieure dans une zone

La température dans des modèles SED est une température d'équilibre au sens d'un bilan thermique à chaque pas de temps. Si on veut mesurer la température d'une zone pour la mettre en relation avec la température au sens de la SED, on cherchera à mesurer la température moyenne d'une zone qui est un ensemble de pièces. On mesure pour cela un échantillon de températures de pièces. L'approche consiste à échantillonner par couche (en identifiant des sous-groupes de populations homogènes). La variance de la mesure est composée de la variance due à l'incertitude propre au capteur, de la variance due à l'emplacement dans la pièce et de la variance des températures entre les différentes pièces d'un bâtiment.

Pour remonter à la mesure de la température d'une zone au sens d'un modèle thermique, on considère le nombre de pièce regroupées dans cette zone, et on fait l'inventaire de celle qui sont mesurées et celles qui ne le sont pas. Le cadre mathématique permet ensuite de fournir une loi de distribution de probabilité de la valeur mesurée contenant la valeur réelle.

La figure 56 ci-dessous donne l'évolution de l'écart-type de la température moyenne d'un bâtiment en fonction du nombre de pièces dont la température est mesurée :

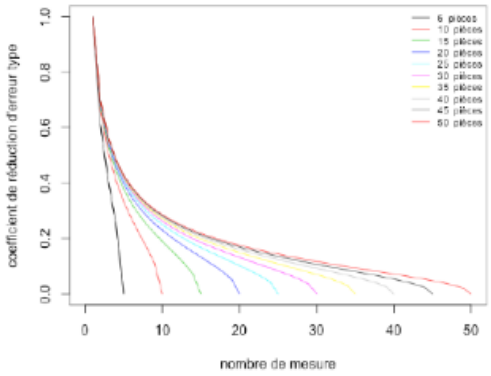


Figure 56: Coefficient de réduction de l'erreur type de la mesure de température due à la différence de consigne d'une pièce à l'autre en fonction du nombre de pièces instrumentées et du nombre total de pièce du bâtiment (Source: OMEGA, 2017)

Nous observons que l'incertitude se réduit rapidement à mesure que l'on augmente le nombre de pièces instrumentées. La figure 57 ci-dessous montre les résultats de mesure de température moyenne d'une zone regroupant 12 pièces d'un bâtiment de bureau :

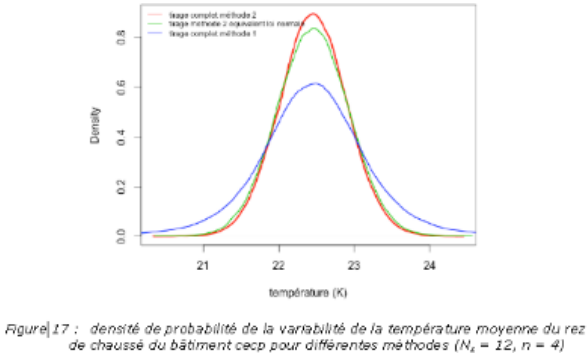


Figure 57: Densité de probabilité de la variabilité de la température moyenne du rez de chaussée d'un bâtiment de bureau pour différentes méthodes de mesure (Source: OMEGA, 2017)

Nous voyons que l'estimation des températures de zones par mesures échantillonnées peut donner lieu à une incertitude d'au moins +/-1°C.

<u>Climat</u>

L'incertitude sur les données climatiques est due à la variabilité des données climatiques d'une année sur l'autre et à l'incertitude liée au positionnement des instruments de mesures sur site.

Les variations des données climatiques dans le temps sont naturelles. Des études montrent des données météo de température moyennes mensuelles variant de plus de 3°C sur une période de 10 ans à Rennes et d'irradiation solaire mensuelle variant de l'ordre de 20% sur une période de 30 ans à Angers (OMEGA, 2017). Ce phénomène perd certainement en prévisibilité à cause du dérèglement climatique.

Pour la performance énergétique des bâtiments, l'échelle du microclimat est importante. Quand on parle de climat local, l'effet d'îlot de chaleur urbain est par exemple à prendre en compte. La valeur de +2 à 3°C en moyenne est souvent avancée pour une ville comme Paris (Météo France, 2013).

L'emplacement des mesures sur le site est également un facteur à prendre en compte. La grandeur d'intérêt est généralement la moyenne des grandeurs correspondant à chaque élément de l'enveloppe du bâtiment. L'incertitude provient alors du fait que les mesures ne couvrent qu'un échantillon de ces valeurs. Les graphiques ci-dessous illustrent les différences relevées entre 7 emplacements différents de mesure de température et d'irradiation sur un site instrumenté à Angers :

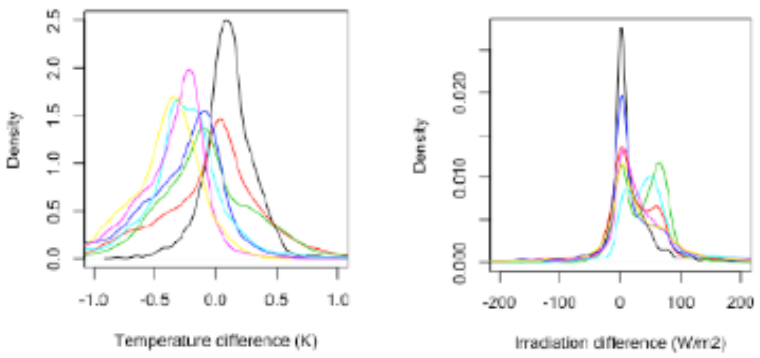


Figure 58: Densité de probabilité de variabilité des mesures de température pour 7 emplacements différents sur un site (Source: OMEGA, 2017)

On voit que la température extérieure mesurée peut varier d'environ 1°C selon l'emplacement. L'irradiation solaire est également impactée par des masques propres à l'emplacement.

<u>Occupation</u>

Il s'agit d'évaluer l'incertitude de la mesure de l'occupation d'un bâtiment et ses conséquences sur les apports internes. Il existe un certain nombre d'estimateurs de la présence de l'occupant reposant sur des protocoles de mesures variés : images, détections de mouvements, concentration de CO2, bruit, consommations électriques, etc. Il est possible de combiner ces mesures. Certaines sont directes d'autres sont indirectes. Dans le cadre du projet OMEGA plusieurs méthodes ont été testées et montrent que la mesure indirecte du taux d'occupation par mesure de la consommation électrique donne une erreur systématique moyenne de 0,22 et une erreur aléatoire de 0,57 pour une moyenne d'occupation sur la période d'analyse de 0,75. Ce n'est donc pas très précis. En revanche, les capteurs de contact des portes et l'estimation par bilan physique du CO2 fonctionnent bien. La mesure du nombre d'occupants donne alors une erreur aléatoire comprise entre 0,07 et 0,22 pour une occupation moyenne de 0,75. D'autres techniques impliquant des méthodes par imagerie obtiennent de bons résultats mais requièrent plus de moyens. Bien que la précision relative ne soit pas très bonne, l'incidence sur la mesure des apports internes est modérée car ceux-ci sont aussi composés des équipements électriques que l'on peut mesurer directement. Ainsi entre les méthodes les moins précises et les plus précises pour la mesure de l'occupation, l'incertitude observée dans le projet sur les apports internes ne varie que de 7,8% à 11,9%.

Ces travaux permettent de mettre en avant les points importants du lien entre modèle et plan de M&V :

- la correspondance entre les données d'entrée de simulation et les quantités mesurées doit être clairement établie.
- le plan de M&V impacte l'incertitude globale car les variables mesurées sont associées à une loi normale et les variables non mesurées sont associées à une loi uniforme
- les variables de l'exploitation peuvent présenter des incertitudes non-négligeables même lorsqu'elles sont intégrées au plan de M&V

3. Formulation des variables de modélisation

Les plans d'expérience permettent de définir la structure du polynôme que l'on construit. Néanmoins, le choix et la formulation des variables sont des questions qui impactent la structure d'un polynôme et le choix de la structure du polynôme impacte la formulation des variables. Ce sont les deux faces d'une même pièce. Comme nous l'avons vu précédemment, la formulation de la variable du modèle doit également être mise en correspondance avec les quantités mesurées dans le cadre du plan de M&V.

Il convient de noter que la formulation de ces facteurs doit se faire en considérant :

- Les valeurs minimales et maximales
- Si l'on considère une moyenne ou un cumul
- Le pas de temps
- Le pas spatial
- L'adéquation de la formulation du paramètre avec ce qui est mesurable

Comme nous l'avons vu, la création de surfaces de réponses polynomiales est adaptée à notre problématique dès lors que l'on calcule des consommations sur un temps suffisamment long, généralement mensuel ou annuel. Par conséquent, la formulation des facteurs pré-listés dans la partie C est a priori une moyenne ou une somme sur ce type de période. Cela semble suffire pour calculer une consommation énergétique, cette dernière étant par nature une intégrale. Ainsi seules les informations « basse fréquence » se révèlent importantes pour conserver une bonne précision. Cette réflexion n'est pas sans rappeler la corrélation entre la consommation de chauffage et les DJUs. Et nous postulons qu'il est pertinent de poser une analogie pour qualifier l'intensité et la qualité d'usage ainsi que la qualité d'exploitation.

L'indicateur DJU est également une intégrale qui permet de s'affranchir, ou plutôt qui perd la connaissance de la distribution temporelle des températures. C'est une somme de différences utilisant la température extérieure moyenne journalière :

- $\emptyset = G \times V \times (Tint - Text)$
- $E = \int_{h1}^{h2} G \times V \times (Tint - Text)dt$
- $DJU = \sum_{j1}^{j2}(Tint - Tmoy, ext, j)$

Les indicateurs correspondant aux scénarios d'usages (ouverture de fenêtres, utilisation de stores, utilisation de la bureautique…) peuvent être considérés de manière similaire. Dans le cas des ouvertures de fenêtres on a :

- $\emptyset = A \times Cd \times (Tint - Text)$
- $E = A \times Cd \times (Tint - Text) \times Durée\ d'ouverture$

Ce qui pose problème est le moment d'ouverture de la fenêtre car cela peut impacter la quantité d'énergie perdue. Mais c'est ce type d'information qui n'est pas plus conservé dans un indicateur comme les DJU puisqu'il se base sur une température moyenne journalière. Ici la grandeur analogue est la durée moyenne journalière d'ouverture de la fenêtre :

$$\int_{h1}^{h2} A \times Cd \times (Tint - Text)dt = A \times Cd \times \sum_{h1}^{h2}(Tint - Text)$$

$$Somme\ des\ heures\ d'ouverture = Nbre\ jours \times durée\ journalière\ moyenne$$

De façon similaire, on peut définir une puissance moyenne journalière pour la bureautique (ce qui est mesurable) et la durée journalière moyenne de fonctionnement. On peut aussi choisir de distinguer ces moyennes par période d'occupation et d'inoccupation mais cela augmente le nombre de facteur.

Sur la base de ce principe, la formulation des facteurs consiste à choisir la bonne discrétisation qui est liée au sujet du temps de calcul et de la précision. Nous étudierons dans le prochain chapitre l'impact de ces choix de formulation sur l'incertitude de modélisation.

E. Conclusion

Afin de réduire l'incertitude sur les consommations d'énergie en phase exploitation, nous souhaitons prédire la consommation énergétique tous usages avec une certaine précision, en fonction de l'intensité d'usage et de la qualité d'exploitation mesurées avec une certaine précision.

Toute action de prédiction et de mesure implique des estimations et toute estimation entraîne une incertitude. Un cadre de définition des incertitudes a été développé par le protocole IPMVP et l'ASHRAE Guideline 14-2002, plutôt orienté sur l'estimation des économies d'énergie. Ce cadre peut être adapté à la problématique de caractérisation de l'incertitude sur l'estimation d'une consommation cible. L'incertitude en question est composée de l'incertitude de modélisation, de mesure et d'échantillonnage. Ces trois composantes permettent de calculer une incertitude globale, liée aux estimations faites par la modélisation et par les mesures.

Les incertitudes de mesures sont bien définies et ne font pas l'objet de nos travaux. Leur impact est plutôt défini par les moyens budgétaires à disposition. Mais les incertitudes de mesures sont aussi impactées par la liste des variables que l'on veut suivre. L'inclusion ou l'exclusion des variables vient également de la structure du modèle de prédiction utilisé pour l'ajustement. Ces deux incertitudes se font donc écho dans le cadre de l'optimisation de l'incertitude globale et du coût du M&V (Olinga, 2017). Nous nous focalisons sur le sujet de la méthode de modélisation des consommations énergétiques en fonction des facteurs de l'exploitation et des usages.

Les modèles de SED sont réputés fiables et précis et sont capables de restituer la réalité des consommations d'énergie si et seulement si les bonnes données d'entrée sont saisies. Ceci représente un obstacle important car les paramètres d'entrée sont nombreux et il n'est pas évident de connaître la valeur de chacun d'entre eux avec précision, ni de déterminer lesquels sont les plus influents. Les problématiques identifiées sont la réduction du temps de calcul, l'identification des paramètres influents, la propagation de l'incertitude des données d'entrée sur la consommation d'énergie calculée et le lien entre la modélisation et le plan de M&V.

Parmi les méthodes existantes, la construction de métamodèles est une méthode intéressante pour répondre aux problématiques de rapidité de calcul et de facilité d'utilisation. Elle permet notamment d'effectuer rapidement des propagations d'incertitudes par méthode d'échantillonnage aléatoire. Il existe une grande diversité de métamodèles et de méthodes pour les construire. La régression multilinéaire montre un bon équilibre entre précision, facilité d'utilisation et transparence lorsqu'elle est comparée à des méthodes plus sophistiquées de « machine learning » ou de processus Gaussien. Ces derniers apportent un gain de précision relativement faible par rapport à leur complexité d'utilisation. De plus, les modèles obtenus par régression permettent une meilleure implication de l'utilisateur en exploitation ce qui est un avantage comparatif important.

Parmi les types de métamodèles obtenus par régression, les polynômes d'ordre 1 ou 2, avec interactions d'ordre 2, donnent de bons résultats pour le calcul des consommations d'énergie par rapport aux modèles de SED sur des problèmes d'optimisation multicritère de la conception. Les fonctions générées en phase exploitation sont en revanche plutôt linéaires mais manquent de précision. Les modèles à postuler en exploitation doivent donc s'inspirer des modèles d'ordre 2 déterminés en phase conception.

Par ailleurs les plans d'expérience permettent également de réaliser une analyse de sensibilité, ce qui permet d'identifier les paramètres influents. Les plans d'expérience D-optimaux sont choisis pour la création de surfaces de réponse polynomiales car ils permettent un nombre réduit de simulations et une bonne précision.

Pour conserver les avantages des plans d'expérience en termes de temps de calcul réduit, il est nécessaire de réaliser un travail en amont sur les facteurs. Il est nécessaire d'avoir une liste de facteurs ayant fait l'objet d'un travail en amont, avec une formulation adaptée à la fois à la structure du modèle polynomiale et à la mesure des paramètres. La littérature montre que sur un site donné une dizaine de facteur, en ordre de grandeur, devrait suffire. Nous avons rassemblé de nombreux retours d'expérience afin d'établir une liste de facteurs à considérer répartis en familles de facteurs d'usages, de process, de comportements, d'exploitation CVC et de climat.

La littérature indique que plus on allonge la période sur laquelle la consommation est calculée plus on lisse les effets des facteurs pouvant avoir des variations très rapides et non-linéaires et plus on est dans une situation favorable à une régression polynomiale. Ce point est très important car il a un impact sur la formulation des facteurs et sur la structure du modèle. Le calcul des consommations énergétiques ne requiert donc que les informations « basse fréquence » et incite à formuler les facteurs d'exploitation et d'usage par des moyennes représentatives sur ces pas de temps. Ceci est également vrai spatialement. Nous avons proposé une formulation cohérente avec des polynômes calculant la consommation mensuellement ou annuellement, à savoir des moyennes représentatives qualifiant l'intensité et la qualité d'usage ainsi que la qualité d'exploitation, de façon analogue à la manière dont les DJU qualifient la rigueur climatique.

Les métamodèles réalisant des simulations très rapidement, ils permettent de s'appuyer sur les méthodes de propagations d'incertitude par échantillonnage aléatoire sur un grand nombre de points. Un lien important existe avec le plan de M&V afin de caractériser l'incertitude sur les valeurs de chaque variable du modèle avant de réaliser cette propagation.

Pour des raisons de faisabilité en bureau d'études, nous nous fixons une contrainte sur le nombre de simulations à réaliser pour le plan d'expérience, ce qui aura une conséquence sur les facteurs à sélectionner, leur pas spatial et temporel. Une fois le métamodèle créé sur la base d'apprentissage, nous procédons à un test sur une base test de points aléatoires.

La méthodologie complète que nous proposons est résumée par la figure 59 ci-dessous :

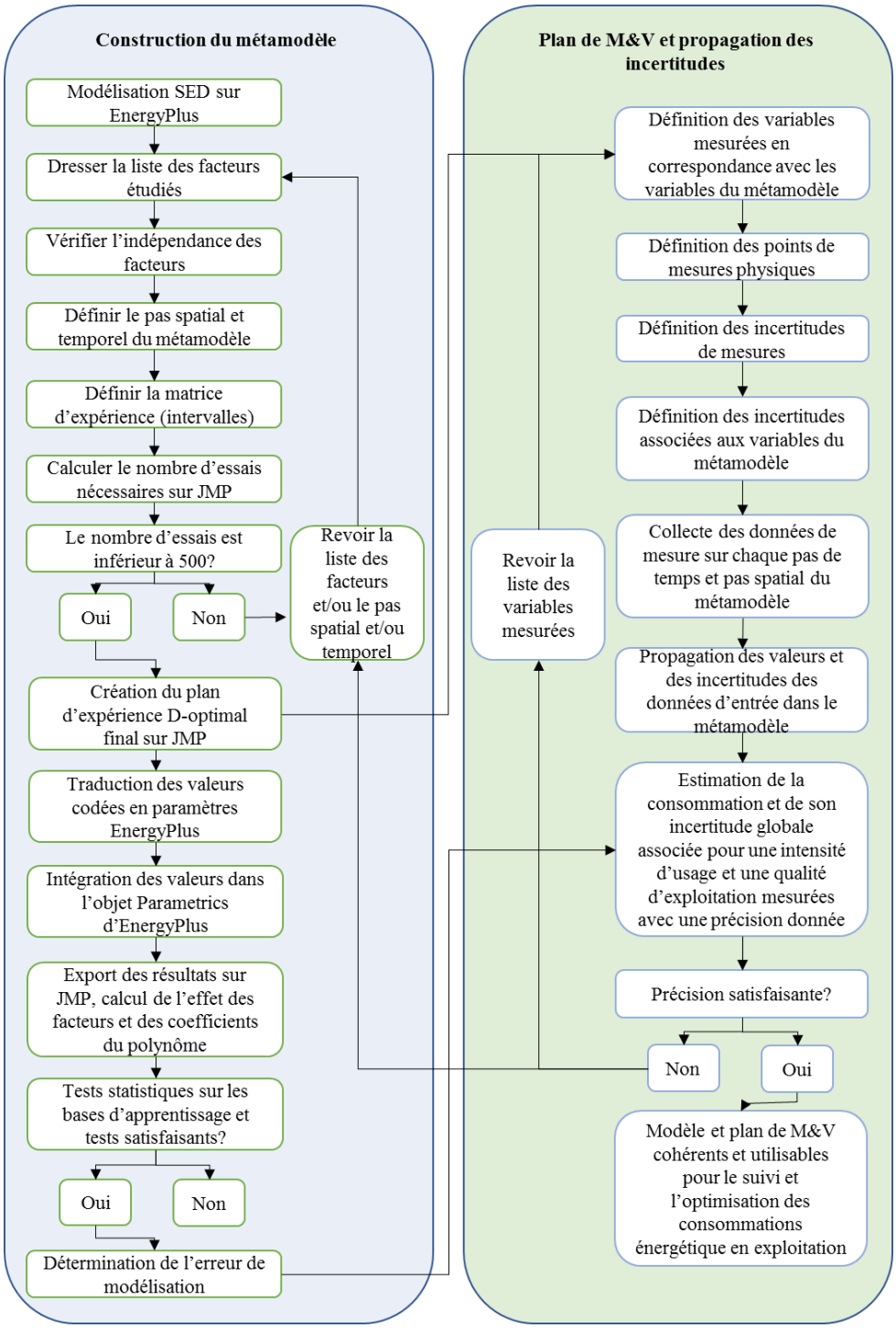


Figure 59: Schéma méthodologique pour la réduction des incertitudes sur les consommations en phase exploitation

Dans le Chapitre 3, nous allons mettre en œuvre cette méthodologie sur un cas simple de plateau d'un espace de bureaux. Nous construirons les modèles polynomiaux de la consommation d'énergie en fonction des facteurs d'usage et d'exploitation et comparerons aux résultats d'un modèle de SED et calculerons l'erreur de modélisation. Puis, dans le Chapitre 4, nous appliquerons la méthodologie à un cas réel en exploitation, plus complexe et instrumenté. Nous comparerons les résultats obtenus avec les modèles polynomiaux avec un modèle SED, puis nous utiliserons les données mesurées en tant que données d'entrées du modèle polynomial et nous comparerons les valeurs calculées avec les consommations réelles.

Chapitre 3 : Application de la méthode de construction du métamodèle sur un cas type d'espace de bureaux

A. Objectifs et méthodologie

Dans ce chapitre, nous allons appliquer la méthode proposée en conclusion du chapitre 2 concernant la construction d'un métamodèle. Nous nous proposons de tester cette partie de la méthode (voir figure 62 ci-dessous) afin de déterminer si l'erreur de modélisation de la consommation énergétique en fonction des facteurs d'usage et d'exploitation obtenue entre une surface de réponse polynomiale et un modèle SED complet est acceptable selon les critères définis dans le chapitre 2, partie A.

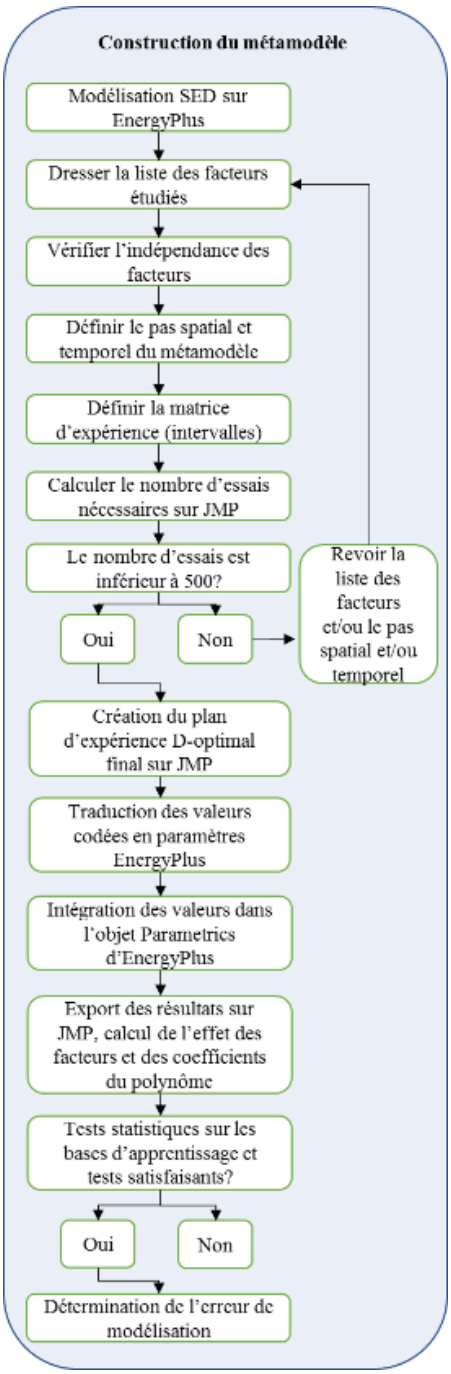


Figure 60: Schéma méthodologie de création d'un métamodèle appliqué à un cas type d'espace de bureaux

Nous nous basons pour cela sur un cas simple mais représentatif, à savoir un plateau de bureaux dont la performance énergétique intrinsèque est représentative de projets récents cherchant à dépasser la seule RT2012.

Utiliser un modèle simple nous permet ainsi de tester plusieurs stratégies avec les objectifs suivants :

- Obtenir une erreur de modélisation réduite satisfaisant les critères de précision de l'IPMVP et de l'ASHRAE pour les différents postes de consommation et pour les différentes familles de facteurs
- Vérifier l'adéquation des plans D-optimaux pour cette application et le besoin éventuel d'affiner avec un plan uniforme
- Vérifier l'ordre de grandeur du nombre suffisant de paramètres influents pour une bonne prédiction des consommations
- Vérifier que le critère de nombre maximum de simulations nécessaires est atteint
- Vérifier la formulation adéquate pour les facteurs influents (intervalle min/max, discrétisation, expression)
- Déterminer a priori l'ordre pertinent des polynômes adéquats
- Mettre au point les outils nécessaires à cette construction
- Déduire les règles de construction de ces polynômes

Concernant les outils déployés, étant donné que l'un de nos objectifs est de conserver un certain degré de simplicité pour permettre à la méthode de conserver l'avantage des méthodes de régression que nous avons mis en avant dans notre veille, nous avons également voulu utiliser des outils qui sont accessibles aux professionnels à savoir :

- Un logiciel capable de produire une SED fiable, en l'occurrence ici Energyplus
- Un logiciel capable d'élaborer des plans d'expérience et d'analyser leurs résultats : JMP, un programme informatique de statistiques mis au point par la division JMP de l'institut SAS
- Une exploitation des résultats à partir d'un tableur usuel, en l'occurrence Excel

B. Présentation du cas d'étude

1. Géométrie et zonage thermique

Nous commençons par tester en premier lieu la méthode sur un cas volontairement simple mais suffisamment représentatif d'un espace de bureau. Il s'agit d'un étage type de bureaux dans un immeuble dont les caractéristiques sont résumées dans le tableau 19 ci-dessous :

Caractéristique	**Valeur**
Surface	800m²
Largeur	16m
Longueur	50m
Hauteur sous plafond	3m
Profondeur des bureaux	7m
Ratio de surface vitrée	50%

Tableau 19: Caractéristiques géométriques du modèle SED d'un espace de bureaux type

La figure 61 ci-dessous illustre le plan de bureau type considéré pour l'étude. L'orientation des façades principales est nord/sud.

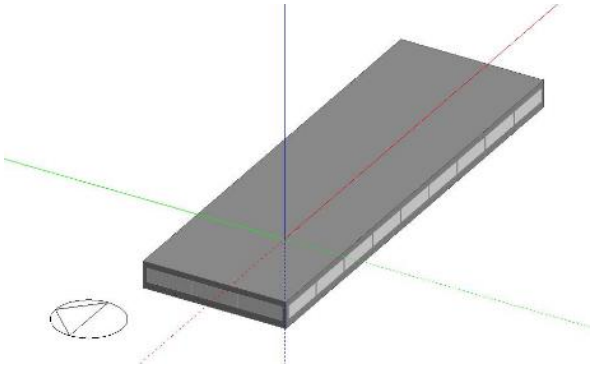


Figure 61: Vue axonométrique du modèle de plateau de bureaux

La figure 62 illustre le zonage thermique, avec une zone d'espaces de bureaux en open space et une zone centrale de circulations.

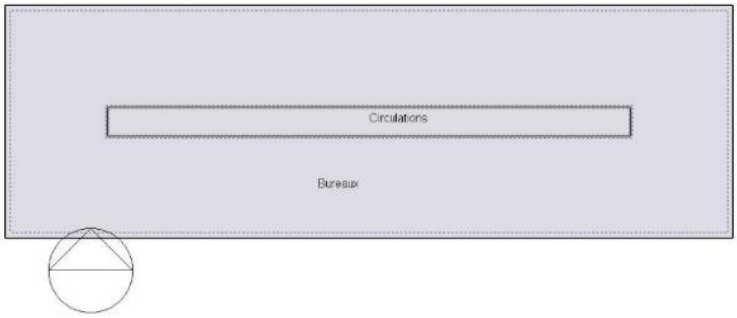


Figure 62: Zonage thermique de l'étage de bureau modélisé

2. Enveloppe

Les caractéristiques thermiques de l'enveloppe sont fixées à des valeurs performantes, reflétant un projet ayant de bonnes caractéristiques thermiques au niveau de la conception (typiquement un projet récent, visant un niveau supérieur à la RT2012), comme résumé dans le tableau 20 ci-dessous :

Caractéristique	Composition	U (W/m².K)	FS (%)	TL (%)
Murs extérieurs	150mm béton / 200mm ITE (fibre de verre) / 30mm bardage	0,2	-	-
Plancher intermédiaire	10mm Faux-Plafond / 100mm air / 100mm béton / 3mm moquette	1,4	-	-
Vitrages	Double vitrage basse émissivité 6/13/6 à lame d'argon	1,5	56%	74%
Stores extérieurs	Store diffusant	-	5%	5%

Tableau 20: Caractéristiques thermiques de l'enveloppe

Étant donné que nous simulons uniquement un étage courant, les planchers intermédiaires sont considérés adiabatiques. Les infiltrations d'air de l'enveloppe sont modélisées en dynamique (simulation thermo-aéraulique) via l'objet « *AirflowNetwork* » intégré à EnergyPlus puisque nous modélisons les débits générés par l'ouverture des fenêtres pour le propos de cette étude. Les taux d'infiltrations calculés prennent en compte l'effet du vent et des différences de température. Dans le modèle considéré, les infiltrations peuvent atteindre 0,5vol/h durant les pires conditions (hors ouverture de fenêtre).

3. Climat et environnement

Nous avons simulé cet étage type de bureau dans le contexte du climat de Paris en utilisant les données de la station météo Paris Orly issues de la base de données *International Weather Energy Calculation* (IWEC). L'albédo est fixé à 20% et nous ne considérons pas de masques environnants.

4. Apports internes et ventilation

Le taux de ventilation considéré est de 36m3/h/personne pour une densité occupation de 0,1pers/m². Le métabolisme moyen considéré est de 110W/personne, correspondant aux apports totaux classiques utilisés pour l'étude thermique de projets de bureaux. Les horaires de présence sont définis de 9h à 18h avec 50% de présence entre 12h et 14h.

La densité de puissance installée d'éclairage est prise à 5W/m². La puissance utile moyenne de bureautique simulée est de 8W/m².

Tous les paramètres concernant les apports internes sont décrits par leurs valeurs par défaut. Ils font partie des paramètres que nous ferons varier dans le cadre de l'application de notre méthodologie.

5. Modélisation des systèmes CVC

Le modèle CVC considéré est de type « tout air neuf » avec récupération d'énergie sur l'air extrait associée à un rendement de 70%, sans régulation du débit d'air neuf sur sonde de CO2. Les bureaux sont chauffés par ventilo-convecteurs.

Le chauffage est assuré par une chaudière gaz à condensation. La puissance de la chaudière est limitée à 80kW. La climatisation est assurée par un groupe froid refroidi à air dont la puissance est également limitée à 80kW.

La figure 63 ci-dessous montre le schéma du modèle énergétique des systèmes CVC :

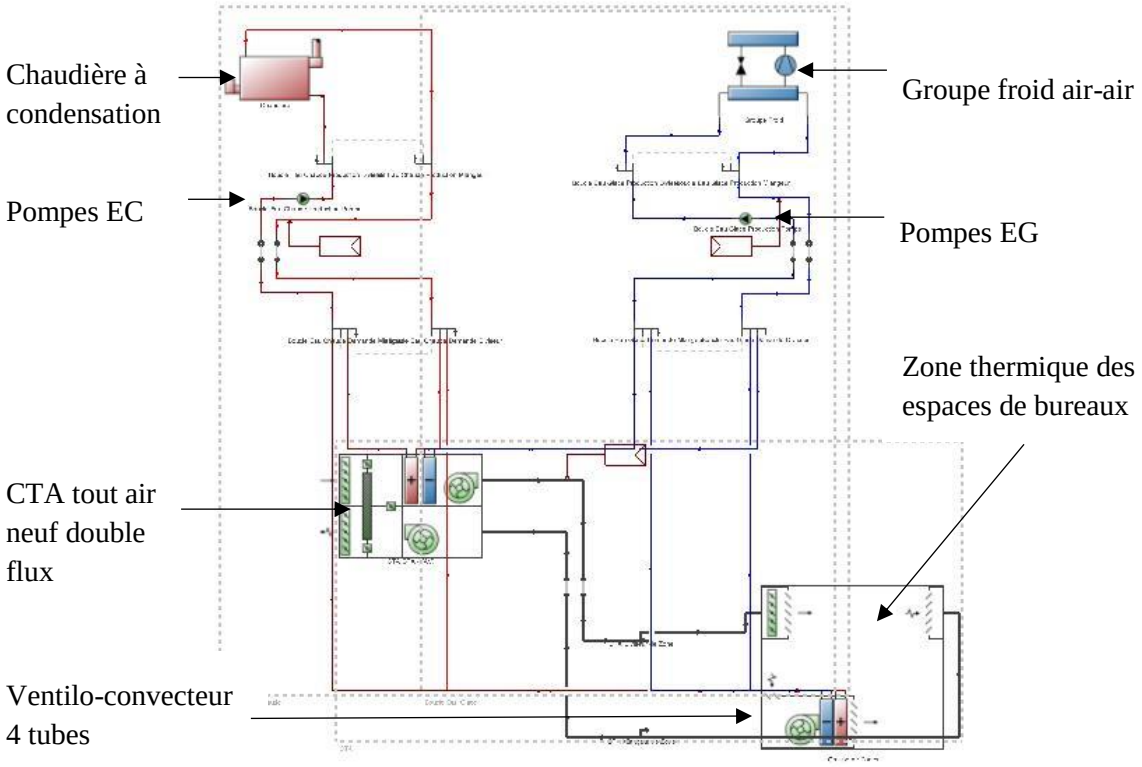


Figure 63: Modèle SED des systèmes CVC associés aux espaces de bureaux

6. Résultats de la simulation de référence

Dans les différents tests présentés dans les parties suivantes, nous calculons tour à tour les besoins de chauffage (partie C), les consommations de chauffage (partie D) et les consommations énergétiques tous usages (partie E). Nous présentons dans cette parties les résultats des consommations tous usages correspondant aux scénarios de référence appliqués dans la partie E. Les consommations pour tous les usages énergétiques sont calculées, à savoir :

- CH : chauffage
- CL : climatisation
- VENT : ventilation
- PUMP : pompes
- ECL : éclairage
- BUR : bureautique

Les consommations de référence suivantes calculées de manière séparée pour l'hiver, défini du mois de novembre au mois de mars, et l'été, défini du mois d'avril au mois d'octobre, sont alors les suivantes :

- CH_{ref} = 12,3 kWh/m²/an
- CL_{ref} = 17,9 kWh/m²/an
- $VENT_{ref}$ = $VENT_{ref_hiv}$ (6,6) + $VENT_{ref_ete}$ (8,4) = 15 kWh/m²/an
- PUMPref = $PUMP_{ref_hiv}$ (0,3) + $PUMP_{ref_ete}$ (2,6) = 2,9 kWh/m²/an
- ECLref = ECL_{ref_hiv} (5,3) + ECL_{ref_ete} (7,4) = 12,7 kWh/m²/an
- BURref = BUR_{ref_hiv} (6,7) + BUR_{ref_ete} (9,4) = 16,1 kWh/m²/an

La consommation totale de référence en énergie finale est de :

- TOT_{ref} = TOT_{ref_hiv} (31,3) + TOT_{ref_ete} (45,7) = 77 kWh/m²/an

Cela correspond à une consommation en énergie primaire de 179,3kWhep/m²/an pour les systèmes considérés ici. Dans la figure 64 ci-dessous, nous comparons cette consommation aux statistiques de consommations 2017 pour les bureaux du baromètre 2017 de l'OID, abordées dans le chapitre 1 :

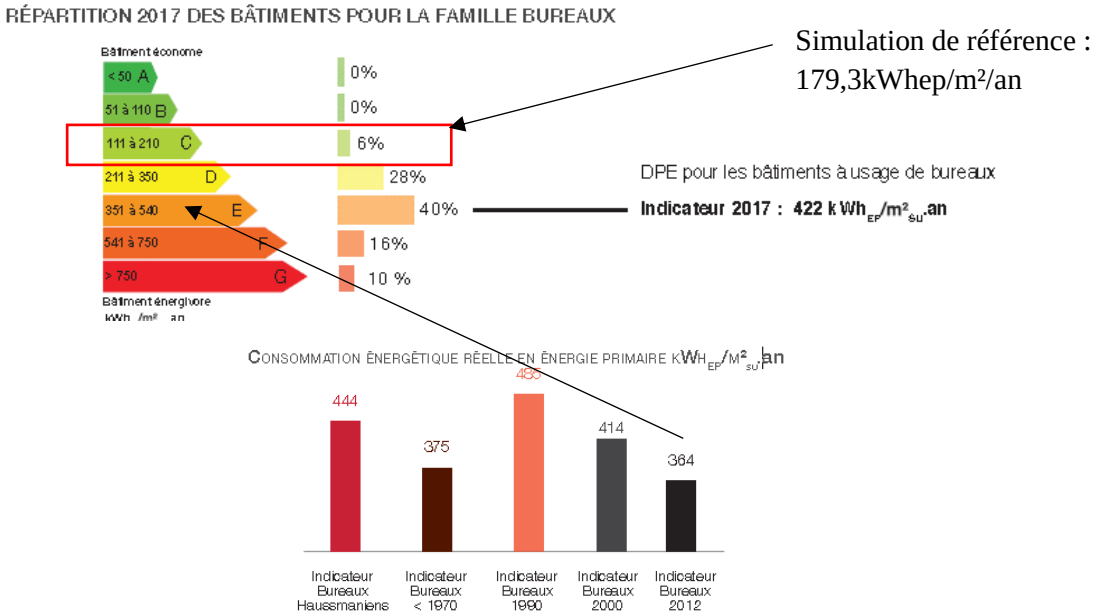


Figure 64: Consommations de référence sur l'échelle des consommations des bureaux du baromètre OID 2017

Notre scénario de référence se situe en classe C qui ne représente que 6% des cas réels constatés sur un échantillon de 1790 bâtiments de bureaux. La moyenne des consommations réelles des bureaux récents construits sous la réglementation RT2012, est quant à elle de 364kWhep/m²/an, soit située dans la classe E. Notre simulation de référence est donc bien représentative d'un bâtiment basse consommation.

7. Liste des facteurs et formulation

Le cas d'étude est relativement simple. Ainsi, par rapport à la liste de facteurs établie dans le chapitre 2, nous sélectionnons ceux qui peuvent s'appliquer concrètement sur ce cas de plateau de bureaux type, sans prétendre être exhaustifs pour autant, le but étant également de manipuler un nombre raisonnable de facteur à ce stade. Le tableau 21 donne la liste des facteurs d'étude :

Famille de facteur	**Facteurs**
Comportements	Niveau d'ouverture des fenêtres Heures d'ouverture des fenêtres Niveau de fermeture des stores Heures de fermeture des stores Heures de fonctionnement de la bureautique Température de consigne Heures de fonctionnement de l'éclairage % des occupants absents

Usages et process	Densité de puissance de bureautique Densité de puissance d'éclairage Densité d'occupation Métabolisme
Exploitation CVC	Température de départ de l'eau chaude/froide DT eau chaude/froide Température de consigne en période d'occupation Heures d'application de la consigne de température en occupation Température de consigne en période d'inoccupation Débit d'air neuf CTA en inoccupation Débit d'air neuf CTA en occupation Heures d'application du débit d'air neuf en occupation Température de soufflage de la CTA en occupation Heures d'application de la température de soufflage de la CTA en occupation Température de soufflage de la CTA en inoccupation
Climat	DJUc base 18 DJUf base 10 Humidité relative extérieure moyenne Ensoleillement horizontal global moyen

Tableau 21: Liste des facteurs pour la construction du métamodèle des consommations de l'espace type de bureaux

Par ailleurs, ces facteurs se déclinent pour la plupart sous la forme de couples niveaux/horaires. Nous avons postulé dans notre méthodologie qu'une formulation de type moyenne représentative était appropriée. Ici, les niveaux sont donc des niveaux journaliers moyens et les horaires sont des durées journalières moyennes. Nous avons également considéré les facteurs climatiques car bien que nous postulions que ces derniers ne sont pas les seuls facteurs influents, ils doivent être intégrés aux modèles de la consommation en exploitation. Ces derniers sont exprimés sur la période de calcul de la consommation.

C. Application de la méthode pour le calcul des besoins de chauffage en fonction des facteurs de la famille « comportements »

Dans cette partie nous calculons uniquement les besoins de chauffage et testons en particulier l'impact sur les résultats du choix des intervalles min/max des facteurs et du pas de temps des moyennes représentatives des paramètres.

1. Scénario de référence

Le modèle de référence se base sur les valeurs listées dans le tableau 22 ci-dessous, pour les facteurs considérés :

Caractéristique	Valeur
Niveau d'ouverture moyen des fenêtres	10%
Durée d'ouvertures des fenêtres	2h
Niveau de fermeture moyen des stores	20%
Durée de fermeture des stores	2h
Durée de fonctionnement de la bureautique	9h
Durée de fonctionnement de l'éclairage	9h
Température de consigne	20°C
Absentéisme moyen	3%

Tableau 22: Scénarios d'usage de référence pour la famille "comportements"

Pour cette partie, nous nous limitons à calculer les besoins de chauffage et donc ne modélisons pas explicitement les systèmes CVC. Nous considérons un débit de ventilation asservi au taux d'occupation. Sur la base des hypothèses présentées en partie B et de ces scénarios de référence, le besoin de chauffage de référence, noté CH_{ref}, est de 29,4kWh/m²/an. Cette valeur des besoins de chauffage n'est pas à mettre en relation avec la consommation de référence donnée en partie B.6, car nous utilisons ici un niveau moyen d'ouverture des fenêtres plus élevé, pour l'application de la méthode à la famille de facteurs « comportements » uniquement.

Les réponses calculées pour tous les points des plans d'expérience dans cette partie sont donc les besoins de chauffage exprimés en kWh/m²/an. La période de calcul va du 1er novembre au 31 mars.

2. Matrices d'expériences

Nous avons testé plusieurs approches par rapport à la discrétisation des facteurs et à l'intervalle min/max considéré pour délimiter l'espace des données d'entrée, résumées dans le tableau 23 :

Test	Discrétisation des facteurs	Intervalle min/max
1	Moyennes journalières sur la période hivernale complète	Intervalle maximum sans limitation particulière
2	Moyennes journalières sur la période hivernale complète	Intervalle d'ouverture des fenêtres (niveau et durée) limité
3	Moyennes journalières sur la période hivernale complète sauf pour les ouvertures de fenêtres que l'on discrétise en matin/après-midi	Intervalle maximum sans limitation particulière

4	Moyennes journalières sur la période hivernale complète sauf pour les ouvertures de fenêtres que l'on discrétise par mois	Intervalle maximum sans limitation particulière
5	Moyennes journalières sur la période hivernale complète sauf pour les ouvertures de fenêtres que l'on discrétise par mois et en matin/après-midi	Intervalle maximum sans limitation particulière

Tableau 23: Les différentes approches de discrétisation des facteurs d'études testées pour la famille "comportements"

Nous postulons un modèle a priori de degré 1 avec interactions d'ordre 2. Le tableau 24 présente la matrice d'expériences correspondant au test 1 et le tableau 25 présente les lignes différentes du test 2 :

Nom du facteur	Symbole	Valeur min	Valeur max	Valeur centrale	Commentaire
Niveau d'ouverture des fenêtres	Ouv_Fen	5%	95%	50%	
Heures d'ouverture des fenêtres	Heures_Ouv_Fen	30min	8h30	4h30	Min : 9h-9h30 Max : 9h-17h30 Centre : 9h-13h30
Niveau d'ouverture des stores	Ferm_Stores	5%	95%	50%	Uniforme sur toutes les orientations
Heures d'ouverture des stores	Heures_Ferm_Stores	30min	8h30	4h30	Min : 9h-9h30 Max : 9h-17h30 Centre : 9h-13h30
Heures de fonctionnement bureautique	Heures_Bur	0h	9h	4h30	Min :N/A Max : 9h-18h Centre : 9h-13h30
Heures de fonctionnement éclairage	Heures_Ecl	0h	9h	4h30	Min :N/A Max : 9h-18h Centre : 9h-13h30
Température de consigne	Tc	17°C	23°C	20°C	
Nombre de jours d'absence	ETP_Abs	0%	10%	5%	

Tableau 24: Matrice d'expérience du test 1 – pas de limites aux ouvertures de fenêtres

Nom du facteur	Symbole	Valeur min	Valeur max	Valeur centrale	Commentaire
Niveau d'ouverture des fenêtres	Ouv_Fen	5%	10%	7,5%	
Heures d'ouverture des fenêtres	Heures_Ouv_Fen	30min	2h	1h15	Min : 9h-9h30 Max : 9h-11h Centre : 9h-10h15

Tableau 25: Matrice d'expérience du test 2 - Limites appliquées aux ouvertures de fenêtres

Une conséquence évidente pour le test 1 est que le calcul des besoins de chauffage pour des ouvertures de fenêtres sans limite peut mener à des valeurs très élevées, alors que dans le cas du test 2 les besoins de chauffage se situent dans un intervalle plus réduit et plus réaliste.

Conformément à la méthode des plans d'expérience D-optimaux, les valeurs physiques sont ensuite transformées en valeurs codées [-1 ; +1]. Ceci est nécessaire pour permettre le calcul de la D-optimalité du plan. Ce passage en valeur adimensionnelle est effectué grâce à l'équation (2.17). Il est possible de considérer des variables continues et/ou discrètes. Pour ce plan d'expérience, nous faisons le choix de variables continues.

Le nombre d'essais obtenus par calcul de plan d'expérience D-optimal pour chacun des tests est donné dans le tableau 26 ci-dessous :

Test	**Nombre d'essais**
1	44
2	44
3	52
4	84
5	160

Tableau 26: Nombre d'essai pour un plan d'expérience D-optimal pour les différents tests sur les facteurs de la famille "comportements"

Cette augmentation reflète l'impact du nombre de facteurs qui augmente à mesure que l'on discrétise les paramètres du métamodèle. La discrétisation a donc un effet important sur le nombre de points à simuler. La différence entre le test 1 et le test 5 est presque d'un facteur 4.

Le tableau 27 ci-dessous présente le plan d'expérience pour le test 1 comportant 44 essais. Les plans d'expériences correspondant aux autres tests sont fournis en annexe 1.

n° essai	Ouv_Fen	Heures_Ouv_Fen	Ferm_Stores	Heures_Ferm_Stores	Heures_Bur	Tc	Heures_Ecl	ETP_Abs
1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1
2	1	1	1	1	-1	-1	-1	1
3	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
4	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1
5	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1
6	-1	1	1	-1	-1	1	1	1
7	1	1	1	-1	1	-1	1	1
8	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1
9	1	-1	-1	-1	1	1	1	1
10	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1
11	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
12	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
13	-1	1	1	-1	1	1	1	-1
14	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
15	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
16	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
17	1	1	-1	1	1	1	1	1
18	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
19	-1	1	-1	-1	1	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1	-1	1
21	1	-1	1	1	-1	1	1	1
22	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1
23	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1
24	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1
25	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1
26	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1
27	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
28	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1
29	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1
30	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1
31	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1
32	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1
33	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1
34	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
35	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
36	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
37	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1
38	-1	-1	1	1	1	-1	1	1
39	-1	1	1	1	1	1	1	1
40	1	1	1	1	-1	1	1	-1
41	1	-1	1	1	1	1	1	-1
42	1	1	-1	1	1	-1	1	-1
43	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1
44	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1

Tableau 27: Plan d'expérience pour le test 1 sur la famille de facteurs "comportements"

3. Saisie du plan d'expérience dans le modèle EnergyPlus

Une fois le plan d'expérience généré, il se décline sous la forme d'une liste de simulations dont les paramètres ont une valeur qui est soit 1, soit -1. Ces valeurs sont ensuite traduites en valeurs physiques à intégrer dans le modèle de simulation thermique dynamique. Le tableau 28 ci-dessous exprime le plan d'expérience du tableau 26 en valeurs physiques :

n° essai	Ouv_Fen	Heures_Ouv_Fen	Ferm_Stores	Heures_Ferm_Stores	Heures_Bur	Tc	Heures_Ecl	ETP_Abs
1	5%	0,5	95%	0,5	9	23	0	10%
2	95%	8,5	95%	8,5	0	17	0	10%
3	95%	0,5	5%	0,5	9	17	9	0%
4	5%	0,5	95%	8,5	0	17	0	10%
5	5%	0,5	95%	0,5	9	17	9	0%
6	5%	8,5	95%	0,5	0	23	9	10%
7	95%	8,5	95%	0,5	9	17	9	10%
8	95%	0,5	95%	0,5	0	23	9	0%
9	95%	0,5	5%	0,5	9	23	9	10%
10	5%	8,5	5%	8,5	0	17	9	10%
11	95%	8,5	5%	0,5	0	17	9	10%
12	5%	8,5	5%	8,5	0	23	0	10%
13	5%	8,5	95%	0,5	9	23	9	0%
14	5%	8,5	95%	0,5	0	17	9	0%
15	95%	0,5	5%	0,5	0	23	0	10%
16	95%	0,5	5%	8,5	0	23	9	0%
17	95%	8,5	5%	8,5	9	23	9	10%
18	95%	8,5	5%	8,5	0	17	0	0%
19	5%	8,5	5%	0,5	9	23	9	10%
20	95%	8,5	95%	8,5	9	23	0	10%
21	95%	0,5	95%	8,5	0	23	9	10%
22	5%	8,5	5%	8,5	9	23	0	0%
23	5%	0,5	5%	8,5	9	17	9	0%
24	95%	0,5	95%	8,5	0	17	9	0%
25	5%	8,5	95%	8,5	9	17	0	0%
26	95%	0,5	5%	8,5	9	17	0	10%
27	5%	8,5	5%	0,5	9	17	0	10%
28	5%	0,5	5%	8,5	9	23	0	10%
29	5%	0,5	95%	8,5	0	23	9	0%
30	95%	8,5	95%	0,5	9	17	0	0%
31	95%	0,5	95%	8,5	0	23	0	0%
32	95%	0,5	95%	0,5	0	17	0	10%
33	5%	8,5	5%	0,5	0	23	9	0%
34	5%	0,5	5%	8,5	0	17	0	0%
35	95%	8,5	5%	0,5	9	23	0	0%
36	5%	0,5	5%	0,5	9	23	0	0%
37	5%	8,5	95%	0,5	0	23	0	0%
38	5%	0,5	95%	8,5	9	17	9	10%
39	5%	8,5	95%	8,5	9	23	9	10%
40	95%	8,5	95%	8,5	0	23	9	0%
41	95%	0,5	95%	8,5	9	23	9	0%
42	95%	8,5	5%	8,5	9	17	9	0%
43	95%	0,5	95%	8,5	9	17	0	0%
44	5%	0,5	5%	0,5	0	17	9	10%

Tableau 28: Plan d'expérience du test 1 pour la famille de facteurs "comportements" traduit en valeurs physiques

Nous travaillons sur EnergyPlus, qui permet l'exécution de nombreuses simulations paramétriques via l'objet « *parametrics* ». Afin de l'utiliser, il est nécessaire de déterminer les paramètres du modèle SED correspondant aux facteurs d'étude, et de leur assigner une variable dont la valeur change à chaque nouvelle simulation.

Au cours de la manipulation, le point important est le repérage et la traduction des paramètres de la matrice d'expérience en paramètres de simulations dans le langage EnergyPlus. Pour certains, la correspondance est directe, pour d'autres elle ne l'est pas, et parfois un paramètre du plan s'exprime via deux paramètres de modélisation.

Le tableau 29 ci-dessous donne la correspondance en ce qui concerne les tests 1 et 2 :

Facteur de la matrice d'expérience	**Paramètre de modélisation EnergyPlus**
Ouv_Fen	Ouv_Fen : fraction d'ouverture des ouvrants que nous appliquons à toutes les fenêtres du modèle de manière identique
Heures_Ouv_Fen	Heures_Ouv_Fen_Deb : heure de démarrage de l'ouverture des fenêtres Heures_Ouv_Fen_Fin : heure de fin de l'ouverture des fenêtres
Ferm_Stores	Ferm_Stores : le facteur du plan est le niveau de fermeture du store mais le paramètre de modélisation est le facteur solaire équivalent de la surface du store qui est une moyenne pondérée par le taux d'ouverture entre le facteur solaire du store et 1
Heures_Ferm_Stores	Heures_Ferm_Stores_Deb : heure de démarrage de la fermeture des stores Heures_Ferm_Stores_Fin : heure de fin de la fermeture des stores
Heures_Bur	Heures_Bur_Deb : heure de démarrage de la bureautique Heures_Bur_Fin : heure de fin de la bureautique
Heures_Ecl	Heures_Ecl_Deb : heure de démarrage de la bureautique Heures_Ecl_Fin : heure de fin de la bureautique
Tc	Tc : température de consigne en occupation
ETP_Abs	ETP_Abs : le facteur est le taux d'absentéisme mais le paramètre de modélisation est la densité d'occupation qui est réduite par le taux d'absentéisme

Tableau 29: Correspondance entre les facteurs du plan d'expérience et les paramètres de modélisation EnergyPlus

Une fois cette correspondance établie il est possible d'importer les valeurs physiques dans l'objet « Parametrics » en utilisant un format CSV.

4. Résultats

a) Classement des facteurs et coefficients des polynômes

Une fois les résultats des STD correspondant aux points des plans d'expérience obtenus et exportés vers le logiciel JMP, nous pouvons effectuer l'analyse de l'effet des facteurs par le calcul du t de Student et de la p-value, puis obtenir les coefficients du modèle polynomial par régression avec la méthode des moindres carrés.

Dans cette partie, nous analysons le classement des facteurs obtenus par le plan d'expérience, notamment la nature des facteurs retenus en fonction de la définition des tests ainsi que le nombre de facteurs influents au sens de la p-valeur. Nous considérons une valeur par défaut de 0,01 pour la p-valeur.

La figure 65 ci-dessous montre le classement de l'effet des facteurs sur la réponse :

Source	LogWorth	P-value
Ouv_Fen	7,593	0,00000
Heures_Ouv_Fen	7,432	0,00000
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen	6,924	0,00000
Heures_Ouv_Fen*Tc	3,499	0,00032
Ouv_Fen*Tc	3,320	0,00048
Tc	3,300	0,00050 ^
Heures_Bur*Heures_Ecl	1,798	0,01593
Heures_Ecl	0,869	0,13517 ^
Heures_Ferm_Stores*Heures_Ecl	0,818	0,15210
Heures_Ouv_Fen*Heures_Ecl	0,730	0,18606
Heures_Ouv_Fen*Heures_Ferm_Stores	0,681	0,20848

Figure 65: Classement des facteurs selon le critère p-value pour le test 1

Les facteurs influents selon le critère P-Value < 0,01 sont :

- Ouv_Fen
- Heures_Ouv_Fen
- Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen
- Heures_Ouv_Fen x Tc
- Ouv_Fen x Tc
- Tc

Pour le test 1, ces facteurs sont uniquement ceux en lien avec l'ouverture des fenêtres et la température de consigne. Ceci est cohérent avec le fait que les besoins de chauffage sont largement dominés par les ouvertures de fenêtres lorsque l'on autorise leur ouverture sans limite de temps, avec un calcul de besoins de chauffage sans limite de puissance.

6 facteurs sont retenus comme influents dans le modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 défini a priori. Parmi ces 6 facteurs, 3 sont des interactions d'ordre 2. Si l'on exclut les effets interactifs, car ils sont composés des mêmes facteurs que ceux des effets d'ordre 1 influents, alors nous avons ici 3 facteurs influents.

Nous remarquons également que le facteur croisé des durées de fonctionnement de la bureautique et de l'éclairage arrive en 7ème position avec une p-value non loin de la valeur seuil de 0,01. Dans un tel cas, le jugement physique doit être utilisé et nous considérons qu'il devrait être intégré dans les facteurs influents, intégrant une influence des apports internes. Cette influence reste faible, étant donné que les besoins de chauffage, dans ce test, sont majoritairement dus à l'ouverture de fenêtres.

Dans le cas du test 2, les résultats sont tout autre, et le classement de l'effet des facteurs, illustré sur la figure 66, fait apparaître plus de facteurs influents :

Source	LogWorth	P-value
Tc	10,534	0,00000
Heures_Ouv_Fen	9,517	0,00000
Ouv_Fen	7,990	0,00000
Heures_Bur	7,119	0,00000
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen	6,266	0,00000
Ferm_Stores*Heures_Ferm_Stores	5,830	0,00000
Heures_Ecl	5,709	0,00000
Ferm_Stores	5,525	0,00000 ^
Heures_Ouv_Fen*Tc	5,261	0,00001
Heures_Ferm_Stores	5,181	0,00001 ^
Ouv_Fen*Tc	3,304	0,00050
Heures_Bur*Tc	2,604	0,00249
Tc*Heures_Ecl	1,750	0,01780
ETP_Abs	1,420	0,03802
Heures_Bur*Heures_Ecl	1,387	0,04098
Tc*ETP_Abs	1,275	0,05307
Ferm_Stores*Tc	0,872	0,13425
Heures_Ecl*ETP_Abs	0,684	0,20706
Ferm_Stores*Heures_Ecl	0,456	0,34954
Heures_Ferm_Stores*Tc	0,418	0,38200

Figure 66: Classement des facteurs selon le critère p-value pour le test 2

Les facteurs influents sont selon le critère P-Value < 0,01 sont :

- Tc
- Heures_Ouv_Fen
- Ouv-Fen
- Heures_Bur
- Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen
- Ferm_Stores x Heures_Ferm_Stores
- Heures_Ecl
- Ferm_Stores
- Heures_Ouv_Fen x Tc
- Heures_Ferm_Stores
- Ouv_Fen x Tc
- Heures_Bur x Tc

Nous trouvons également les critères suivants non loin de l valeur seuil de 0,01 :

- Tc x Heures_Ecl
- ETP_Abs
- Heures_Bur x Heures_Ecl
- Tc x ETP_Abs

Dans le cas du test 2, nous voyons nettement que les facteurs influents sont plus divers et intègrent beaucoup plus les apports internes et les apports solaires, avec des effets du même ordre de grandeur que celui de la température de consigne et de l'ouverture des fenêtres. Ceci est cohérent avec le comportement thermique d'un bâtiment basse consommation. De ce fait, le nombre de facteurs influents a augmenté. Il est de 13 pour le critère p-value < 0,01 et de 17 si l'on intègre les facteurs dont la p-valeur est proche de ce seuil. Si l'on ne considère que les facteurs influents sans leur apparition dans des termes croisés, il y a 8 facteurs influents, soit tous ceux intégrés dans la matrice d'expérience.

Les figures 67, 68 et 69 illustrent le classement de l'effet des facteurs pour les tests 3, 4 et 5 :

Source	LogWorth	P-value
Ouv_Fen	7,744	0,00000
Heures_Ouv_Fen_Mat	5,605	0,00000
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Mat	5,554	0,00000
Heures_Ouv_Fen_Apr	5,503	0,00000
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Apr	4,897	0,00001
Tc	4,823	0,00002
Ouv_Fen*Tc	3,791	0,00016
Heures_Ouv_Fen_Mat*Tc	2,028	0,00937
Heures_Ouv_Fen_Apr*Tc	1,937	0,01156
Heures_Ecl*ETP_Abs	1,096	0,08012
Ferm_Stores*Heures_Ecl	0,983	0,10393
Heures_Bur*Tc	0,760	0,17369

Figure 67: Classement des facteurs selon le critère p-value pour le test 3

Source	LogWorth	P-value
Ouv_Fen	7,009	0,00000
Tc	4,248	0,00006
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Fev	3,734	0,00018
Ouv_Fen*Tc	3,576	0,00027
Heures_Ouv_Fen_Dec	3,575	0,00027
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Jan	3,564	0,00027
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Dec	3,492	0,00032
Heures_Ouv_Fen_Jan	3,334	0,00046 ^
Heures_Ouv_Fen_Fev	3,332	0,00047 ^
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Nov	3,230	0,00059
Heures_Ouv_Fen_Nov	2,896	0,00127 ^
Heures_Ouv_Fen_Mar	2,847	0,00142
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Mar	2,803	0,00157
Heures_Ouv_Fen_Dec*Tc	1,549	0,02825
Heures_Ouv_Fen_Fev*Tc	1,491	0,03229
Heures_Ouv_Fen_Jan*Tc	1,395	0,04024
Heures_Ferm_Stores	1,273	0,05331

Figure 68: Classement des facteurs selon le critère p-value pour le test 4

Source	LogWorth	P-value
Ouv_Fen	10,699	0,00000
Tc	7,516	0,00000
Ouv_Fen*Tc	6,638	0,00000
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Fev_Mat	5,072	0,00001
Heures_Ouv_Fen_Dec_Mat	5,036	0,00001
Heures_Ouv_Fen_Fev_Mat	5,027	0,00001 ^
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Fev_Apr	4,715	0,00002
Heures_Ouv_Fen_Dec_Apr	4,713	0,00002
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Dec_Mat	4,619	0,00002
Heures_Ouv_Fen_Mar_Mat	4,561	0,00003
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Jan_Mat	4,380	0,00004
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Dec_Apr	4,364	0,00004
Heures_Ouv_Fen_Jan_Mat	4,345	0,00005 ^
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Jan_Apr	4,321	0,00005
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Nov_Apr	4,287	0,00005
Heures_Ouv_Fen_Fev_Apr	4,234	0,00006 ^
Heures_Ouv_Fen_Nov_Mat	4,149	0,00007
Heures_Ouv_Fen_Nov_Apr	4,059	0,00009 ^
Heures_Ouv_Fen_Jan_Apr	4,010	0,00010 ^
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Mar_Apr	3,819	0,00015
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Mar_Mat	3,628	0,00024
Ouv_Fen*Heures_Ouv_Fen_Nov_Mat	3,506	0,00031
Heures_Ouv_Fen_Mar_Apr	3,448	0,00036 ^
Heures_Ouv_Fen_Jan_Mat*Tc	2,067	0,00857
Heures_Ouv_Fen_Jan_Apr*Tc	1,901	0,01256
Heures_Ouv_Fen_Nov_Mat*Tc	1,599	0,02517

Figure 69: Classement des facteurs selon le critère p-value pour le test 5

Le classement des effets sur ces trois cas est sensiblement le même. Lorsque l'on discrétise par mois, le classement des effets fait logiquement apparaître que les mois du début ou de la fin de l'hiver sont moins influents. Le nombre de facteurs influents augmente, quant à lui, à mesure que l'on discrétise le facteur de durée journalière moyenne d'ouverture des fenêtres :

- Test 3 : 4 facteurs influents (sans compter les effets interactifs)
- Test 4 : 7 facteurs influents (sans compter les effets interactifs)
- Test 5 : 12 facteurs influents (sans compter les effets interactifs)

Nous présentons ci-dessous les coefficients des polynômes obtenus. Nous rappelons qu'ils sont exprimés en kWh/m²/an puisque les variables du polynôme sont adimensionnelles. Ils représentent donc

un besoin de chauffage, ajouté ou déduit du besoin de référence selon le signe du coefficient, en fonction de la variation relative des facteurs entre -1 et +1.

Les coefficients du polynôme correspondant au test 1 sont donnés dans le tableau 30 :

Terme	Coefficient
Constante	230,3
Ouv_Fen	206,3
Heures_Ouv_Fen	196,5
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen	172,7
Heures_Ouv_Fen x Tc	52,6
Ouv_Fen x Tc	48,4
Tc	47,5

Tableau 30: Coefficients du polynôme issu du test 1

Les coefficients du polynôme correspondant au test 2 sont donnés dans le tableau 31 :

Terme	Coefficient
Constante	24,65
Tc	9,2
Heures_Ouv_Fen	5,84
Ouv_Fen	3,53
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen	2,05
Ferm_Stores x Heures_Ferm_Stores	1,93
Ferm_Stores	1,74
Heures_Ferm_Stores	1,57
Heures_Ouv_Fen x Tc	1,42
Ouv_Fen x Tc	0,7
Heures_Bur x Heures_Ecl	0,29
Tc x ETP_Abs	-0,29
ETP_Abs	-0,3
Tc x Heures_Ecl	-0,36
Heures_bur x Tc	-0,57
Heures_Ecl	-1,65
Heures_Bur	-2,69

Tableau 31: Coefficients du polynôme issu du test 2

Ces polynômes ont des coefficients exprimés dans des unités qui relient les besoins de chauffage à des unités exprimant le comportement des utilisateurs de l'espace de bureau. Les classements basés sur la p-value se reflètent dans l'expression quantitative des coefficients des polynômes, en lien avec la formule du t de Student.

Les tableaux 32 et 33 donnent les coefficients des polynômes issus des tests 3 et 4 :

Terme	Coefficient
Constante	246,97
Ouv_Fen	200,49
Heures_Ouv_Fen_Mat	87,75
Heures_Ouv_Fen_Apr	82,58
Tc	64,55
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Mat	80,34
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Apr	72,81
Ouv_Fen x Tc	45,59
Heures_Ouv_Fen_Mat x Tc	18,47
Heures_Ouv_Fen_Apr x Tc	19,1

Tableau 32: Coefficients du polynôme issu du test 3

Terme	Coefficient
Constante	244
Ouv_Fen	202,08
Heures_Ouv_Fen_Nov	32,26
Heures_Ouv_Fen_Dec	42,85
Heures_Ouv_Fen_Jan	35,59
Heures_Ouv_Fen_Fev	36,92
Heures_Ouv_Fen_Mar	33,09
Tc	54,78
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Nov	36,32
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Dec	39,32
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Jan	44,79
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Fev	45,09
Ouv_Fen x Heures_Ouv_Fen_Mar	30,95
Ouv_Fen x Tc	47,24
Heures_Ouv_Fen_Nov x Tc	6,86
Heures_Ouv_Fen_Dec x Tc	14,82
Heures_Ouv_Fen_Jan x Tc	13,79
Heures_Ouv_Fen_Fev x Tc	12,16
Heures_Ouv_Fen_Mar x Tc	5,92

Tableau 33: Coefficients du polynôme issu du test 4

Nous pouvons observer que lorsque l'on fait la somme des coefficients des polynômes pour un paramètre qui a été discrétisé, nous retrouvons approximativement le coefficient du polynôme pour ce même paramètre non discrétisé. Nous effectuons cette comparaison pour les tests 1, 3, 4 et 5 pour le paramètre « Heures_Ouv_Fen », représentant la durée journalière moyenne d'ouverture des fenêtres :

- Test 1 : 196,5 kWh/m²/an
- Test 3 : 170,3 kWh/m²/an

- Test 4 : 180,7 kWh/m²/an
- Test 5 : 166,3 kWh/m²/an

Dans le cas du test 2, qui est plus raisonnable en termes d'intervalle de besoin de chauffage, ce coefficient est égal à 5,84 kWh/m²/an.

b) Influence de l'intervalle min/max

Les tests 1 et 2 sont identiques à ceci près que l'intervalle d'ouverture des fenêtres est contraint à ne pas dépasser une certaine valeur dans le test 2 pour limiter l'influence de ce paramètre. Ceci nous permet d'évaluer l'impact du choix, fait arbitrairement au début, d'une valeur maximum d'un des facteurs. La figure 70 montre le graphique des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse pour le test 1 :

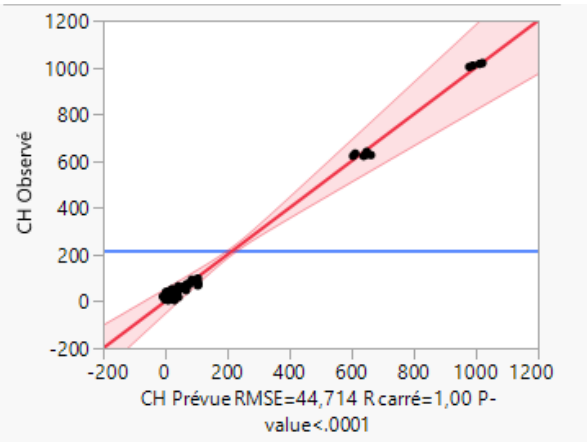


Figure 70: Graphique des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse pour le test 1

Le coefficient de détermination R² obtenu est proche de 1 mais le RMSE est élevé en valeur absolue (44,7kWh/m²/an). Le figure 71 montre les valeurs des résidus en fonction de la valeur prévue :

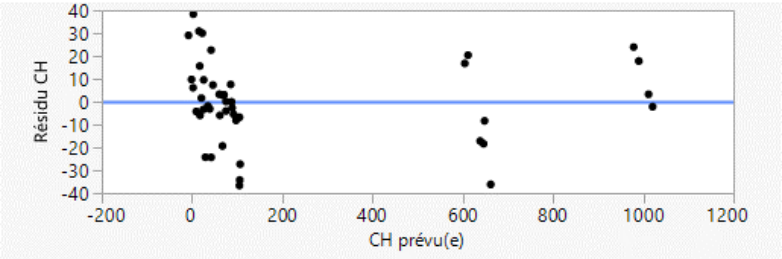


Figure 71: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévues pour le test 1

Les résidus n'ont pas de forme remarquable au sens où cela pourrait remettre en question la forme du modèle a priori. En effet, nous ne constatons pas de pente ou de courbe indiquant d'effet non linéaire non considéré par le modèle. Cependant, ces résidus ont une valeur qui peut aller jusqu'à 40kWh/m²/an, ce qui est élevé. Ceci est directement lié à l'amplitude laissée dans les tests où les besoins de chaud ont pu atteindre des valeurs avoisinant les 1000kWh/m²/an. Ainsi, en termes de valeur relative, ces résidus sont acceptables.

Le test fait apparaître trois principaux niveaux de besoins de chauffage, une tranche 5-100 kWh/m²/an, une tranche centrée aux alentours de 600 kWh/m²/an, et une dernière tranche située aux alentours de 1000 kWh/m²/an :

- Le niveau « 1000 » correspond à une situation où les fenêtres sont ouvertes tout le temps et la consigne de température intérieure est de 23°C

- Le niveau « 600 » correspond à une situation où les fenêtres sont ouvertes tout le temps et la consigne de température intérieure est de 17°C
- Le niveau « 5 – 100 » correspond à toutes les combinaisons de paramètres où les fenêtres sont soit ouvertes peu de temps soit peu ouvertes tout le temps :
    - 5 - 20 kWh/m²/an : Fenêtre peu ouverte peu de temps + consigne 17°C
    - 20 – 30 : Fenêtre peu ouverte peu de temps + consigne 23°C
    - 30 – 40 : Fenêtres peu ouverte tout le temps + consigne 17°C
    - 40 – 60 : Fenêtre ouvertes peu de temps + consigne 17°C
    - 60 – 80 : Fenêtre peu ouverte tout le temps + consignes 23°C
    - 80 – 100 : Fenêtre ouvertes peu de temps + consignes 23°C

Quelque soit le niveau considéré, les autres facteurs (apports internes et solaires) ont un effet d'amplitude 20 kWh/m²/an environ.

Nous pouvons noter que ces trois niveaux correspondent en quelque sorte à un paramètre « discret » de type « utilisateur bon, moyen, mauvais ». Il n'y a donc pas nécessité de créer des paramètres discrets dans ce cas, car les facteurs continus permettent de constater ces états via des regroupements de réponses facilement identifiables.

En revanche, le test 2 a été conçu pour réduire l'impact de l'ouverture des fenêtres en le limitant à 2h/jour et à 10% des surfaces d'ouvrant. La figure 72 montre le graphique des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse pour le test 2 :

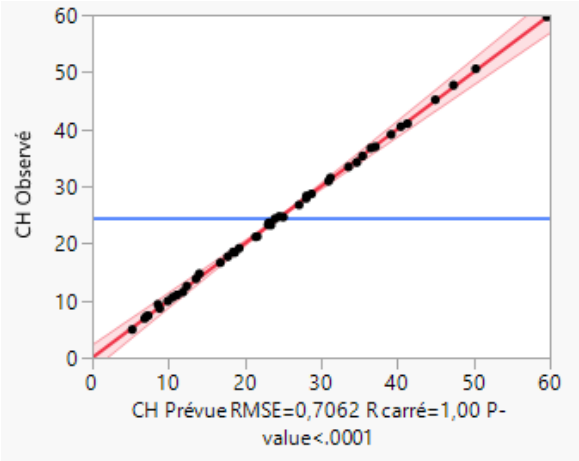


Figure 72: Graphique des besoins de chauffage calculés par la STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse pour le test 2

Dans ce cas les besoins de chauffage sont compris entre 5 et 60kWh/m²/an et les résultats sont mieux répartis sur l'espace des sorties. La figure 73 montre le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues pour le test 2 :

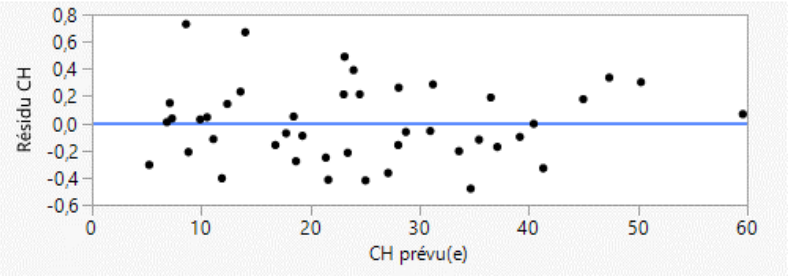


Figure 73: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévues pour le test 2

Ce graphique ne montre pas de forme particulière indiquant que la forme du modèle mathématique serait à remettre en question. Cette fois-ci, les résidus ne dépassent pas 0,8kWh/m²/an, ce qui est un ordre de grandeur très intéressant en termes de précision.

Suite à ces observations, nous pouvons calculer les indicateurs statistiques, décrits dans le chapitre 2, utilisés pour calculer l'incertitude de modélisation et tester la qualité d'un modèle. Le tableau 34 ci-dessous résume tous ces indicateurs pour comparer le métamodèle obtenu par le test 1 avec celui obtenu par le test 2 :

Indicateur	Test 1	Test 2
Nombre de points	44	44
Degrés de liberté	7	7
Moyenne de la réponse	216,9 kWh/m²/an	24,5 kWh/m²/an
R^2	0,997	0,999
R^2 ajusté	0,981	0,997
RMSE	44,7 kWh/m²/an	0,7 kWh/m²/an
CV(RMSE)	20,60%	2,90%
MBE	-9.10^{-10}	-1.10^{-10}
NMBE	~ 0%	~ 0%
F de Fischer	62,3	415,7
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,36	2,36
Précision absolue	105,5 kWh/m²/an	1,67 kWh/m²/an
Précision relative	48,60%	6,80%

Tableau 34: Indicateurs statistiques des surfaces de réponse pour les tests 1 et 2

Nous observons que le coefficient de détermination R^2 est très bon dans les deux cas, de même que le coefficient R^2 ajusté. Cependant, la valeur élevée du RMSE pour le test 1 fait que le CV(RMSE) est tout de même de 20,6%. Cette valeur est supérieure au critère de 15% exigé par l'IPMVP pour un modèle de la consommation sur un pas de temps annuel.

Par ailleurs, afin de calculer la précision absolue, il convient d'utiliser le facteur d'élargissement, qui est une fonction du niveau de confiance souhaité et du nombre de degrés de liberté. La propriété des plans d'expérience D-optimaux est d'optimiser le nombre d'essais. Ainsi le nombre de degrés de liberté est nécessairement bas, ce qui implique un facteur d'élargissement important. Dans ce cas, le facteur d'élargissement est de 2,36 pour un niveau de confiance souhaité à 95% et 7 degrés de liberté. Pour le test 1, cela donne une précision absolue de 105,5kWh/m²/an et une précision relative de 48,6%, ce qui n'est pas satisfaisant. En revanche, dans le cas du test 2, le RMSE est de 0,7kWh/m²/an environ, pour un CV(RMSE) de 2,9%. La précision absolue est de 1,67kWh/m²/an, soit 6,8% en précision relative. Ces résultats sont donc très satisfaisants. Enfin, le NMBE faible montre que le polynôme ne rajoute pas de biais par rapport à la STD sur cette base d'apprentissage.

Ces résultats indiquent que le choix de l'intervalle min/max des paramètres est de première importance pour obtenir une précision satisfaisante avec un modèle polynomial.

c) Influence de la discrétisation temporelle des paramètres

Les tests 3, 4 et 5 ont été conçus pour tester l'influence d'une graduation progressive de la discrétisation temporelle du paramètre de durée d'ouverture des fenêtres, par rapport au test 1. Sachant que cela

augmente le nombre d'essais, nous avons étudié si cela apportait ou non une amélioration de la précision du métamodèle. Le test 3 répartit le paramètre de durée d'ouverture des fenêtres entre le matin et l'après-midi, de la même façon sur tous les mois d'hiver. Le test 4 permet de discrétiser le paramètre de durée d'ouverture des fenêtres par mois et le test 5 combine ces deux derniers en discrétisant par demi-journée et par mois.

La figure 74 illustre la comparaison des graphiques des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse, pour les tests 1 et 3 :

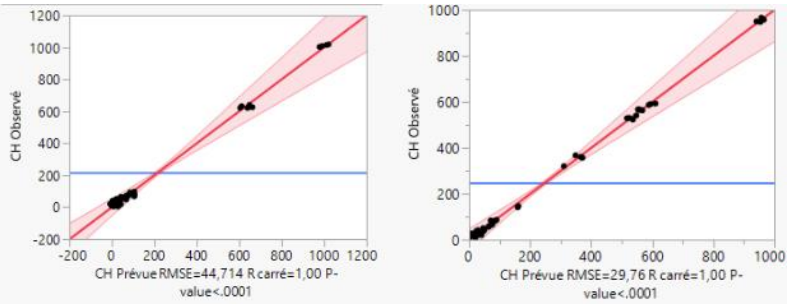


Figure 74: Graphiques des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse pour les tests 1 (à gauche) et 3 (à droite)

Nous observons que les points de sorties du plan (les réponses) sont plus étalés que pour le test 1. La discrétisation a donc pour effet de mieux couvrir l'espace de la sortie que le test 1, en couvrant mieux l'espace des données d'entrée.

La figure 75 ci-dessous compare le même graphique entre les tests 3, 4 et 5 :

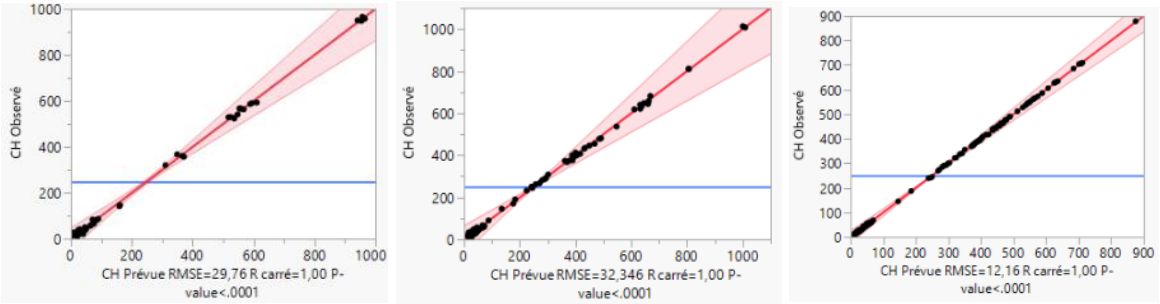


Figure 75: Graphiques des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par la surface de réponse pour les tests 3 (à gauche), 4 (au centre) et 5 (à droite)

Nous pouvons remarquer que le constat réalisé ci-dessus sur la figure 72 se renforce sur la figure 73, à mesure que la discrétisation s'affine.

La figure 76 ci-dessous illustre, pour le test 3, le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues de besoins de chauffage. Nous pouvons observer que ce graphique montre maintenant 4 « paquets » au lieu de 3 pour le test 1 (figure 71), et que les résidus ne dépassent pas 26kWh/m²/an contre 40kWh/m²/an dans le cas du test 1 :

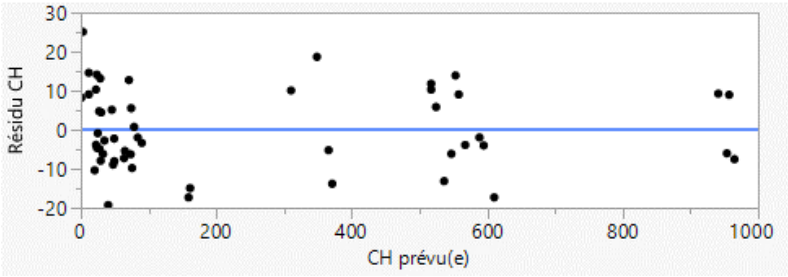


Figure 76: Graphique des résidus en fonction de la valeur prévue pour le test 3

Les figures 77 et 78 ci-dessous présentent ce même graphique pour les tests 4 et 5.

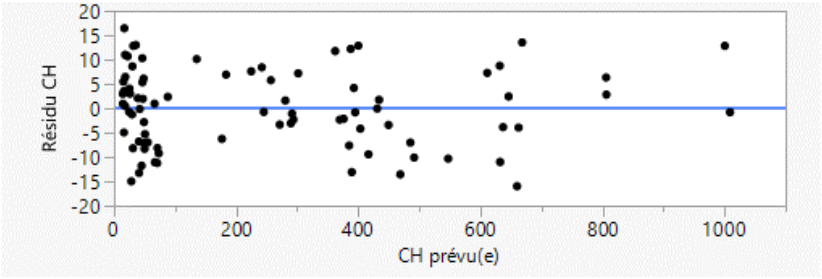


Figure 77: Graphique des résidus en fonction de la valeur prévue pour le test 4

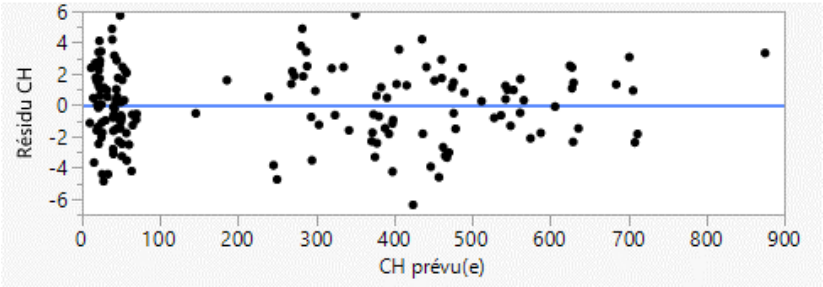


Figure 78: Graphique des résidus en fonction de la valeur prévue pour le test 5

Nous observons que, pour le test 4, les résidus sont encore mieux répartis que pour le test 3 et ne dépassent pas 17kWh/m²/an. De manière similaire, pour le test 5, les résidus sont encore mieux répartis que pour le test 4 et ne dépassent pas, cette fois, 6kWh/m²/an. Nous pouvons observer que la discrétisation a permis de réduire la valeur des résidus à 6kWh/m²/an par rapport à la valeur de 40kWh/m²/an obtenue pour le test 1. L'impact de la discrétisation sur la précision de modélisation, dans le cadre de la construction d'une surface de réponse polynomiale, est donc grand.

Le tableau 35 ci-dessous présente les indicateurs statistiques obtenus pour les surfaces de réponses créées par ces trois tests :

Indicateur	Test 3	Test 4	Test 5
Nombre de points	52	84	160
Degrés de liberté	6	5	6
Moyenne de la réponse	248,6 kWh/m²/an	251,4 kWh/m²/an	251, 5 kWh/m²/an
R^2	0,999	0,999	0,999
R^2 ajusté	0,989	0,984	0,997
RMSE	29,8 kWh/m²/an	32,3 kWh/m²/an	12,2 kWh/m²/an
CV(RMSE)	12,00%	12,90%	4,80%

MBE	$3{,}5.10^{-10}$	0	0
NMBE	~ 0%	~ 0%	~ 0%
F de Fischer	111,6	66,9	367,5
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,45	2,57	2,45
Précision absolue	73 kWh/m²/an	83 kWh/m²/an	29,9 kWh/m²/an
Précision relative	29,40%	33,00%	11,90%

Tableau 35: Indicateurs statistiques des surfaces de réponse pour les tests 3, 4 et 5

Dans tous les cas, le coefficient de détermination R^2 est très bon, de même que le coefficient R^2 ajusté. En revanche les valeurs de RMSE varient en fonction du niveau de discrétisation. Nous observons que le test 5 donne logiquement une meilleure précision que les tests 3 et 4, compte tenu du fait qu'il représente le modèle avec la discrétisation la plus importante. En ce qui concerne les tests 3 et 4, malgré le fait que les observations visuelles des résidus (figures 79 et 80) et des points de l'espace de réponse (figure 78) montrent une meilleure répartition des points dans le cas du test 4, nous constatons qu'il ne présente pas de meilleurs résultats que le test 3. Ils sont même légèrement moins bons en termes de précision.

L'effet de discrétiser la durée journalière moyenne d'ouverture de fenêtres par demi-journée ou par mois au niveau a un effet du même ordre de grandeur pour l'amélioration de la précision du métamodèle. La combinaison des deux améliore la précision du modèle.

Nous pouvons conclure à travers ces résultats que l'augmentation de la discrétisation des paramètres améliore la précision des modèles polynomiaux. Il y a donc une optimisation à effectuer entre le nombre d'essais et la précision obtenue.

5. Tests de fiabilité des polynômes

Afin de confirmer la qualité des métamodèles, plusieurs tests sont effectués en dehors des points définis par les différents plans d'expérience :

- Test sur la valeur centrale
- Test sur la valeur de référence
- Test aux limites du domaine
- Test sur des valeurs aléatoires du domaine de validité

a) Test sur la valeur centrale

Le tableau 36 ci-dessous résume les valeurs données par la STD et par les polynômes pour la valeur centrale du domaine, qui est égale à la constante pour les polynômes :

Test	Valeur centrale STD	Valeur centrale polynôme	Différence (%)
1	249,2	230,3	7,60%
2	21,6	25,6	-18,50%
3	249,2	246,9	0,90%
4	249,2	244	2,10%
5	249,2	237,9	4,50%

Tableau 36: Comparaison des besoins de chauffage calculés par STD et par les polynômes sur le point central du domaine pour les tests 1 à 5

Ces résultats montrent une bonne adéquation entre les valeurs centrales calculées par STD et la constante des polynômes. La différence relative observée sur le cas 2 est plus grande en raison de la faible valeur absolue.

b) Test sur la valeur de référence

Dans le cadre des CPE, il est préférable que le métamodèle passe par une valeur de référence qui serait la consommation cible. Le tableau 37 ci-dessous résume les comparaisons réalisées sur ce point :

Test	Valeur de référence STD	Valeur polynôme
1	29,4	-15,44
2		30,8
3		51,1
4		31,6
5		51,1

Tableau 37: Comparaison des besoins de chauffage calculés par STD et par les polynômes pour le scénario de référence pour les tests 1 à 5

Pour la valeur du scénario de référence, les polynômes définis sur un domaine trop élargi ne donnent pas de valeur proche, à l'exception du test 4 (discrétisation mensuelle). Le polynôme du test 2 donne en revanche une valeur proche. Par ce test de calcul sur un point non remarquable du domaine (contrairement au centre du domaine), nous mettons en évidence que l'intervalle de variation des facteurs est importante.

c) Test aux limites du domaine

Ce test permet de vérifier si le polynôme donne toujours des résultats proches des STD aux bornes du domaine de validité.

Nous considérons le polynôme issu du test 1 et nous effectuons un calcul au-delà de la limite maximum des valeurs des paramètres, c'est-à-dire en fixant les valeurs codées de tous les facteurs à 1,25. Nous obtenons alors les résultats suivants :

- STD : 1174,1kWh/m²/an
- Polynôme : 1113,5kWh/m²/an

Nous constatons que ce polynôme fonctionne bien en dehors de la limite haute du domaine de validité.

Nous effectuons ensuite plusieurs tests au niveau de la limite basse car c'est une zone du domaine où l'on s'attend à ce que ce polynôme ne calcule pas correctement les consommations d'énergie par rapport aux STD. La figure 79 ci-dessous illustre les besoins de chauffage calculés par le polynôme issu du test 1 en fonction des besoins de chauffage calculés par STD :

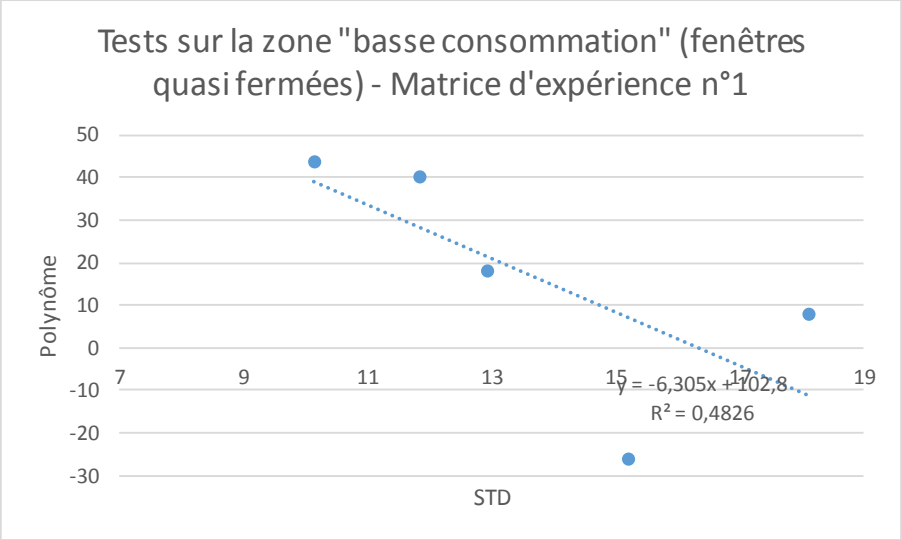


Figure 79: Comparaison des besoins de chauffage calculés par le polynôme du test 1 avec ceux calculés par STD aux environs de la limite basse du domaine de validité

Nous constatons que ce polynôme ne reproduit pas bien les résultats de la STD sur cette partie du domaine. Ceci est cohérent avec le fait que le plan d'expérience du test 1 n'a pas permis d'identifier les facteurs influents pour ce domaine des consommations, comme cela a pu être fait avec le plan d'expérience du test 2.

d) Test aléatoires

Les tests précédents ont consisté à effectuer des comparaisons entre les résultats issus des STD et ceux issus des polynômes sur des points particuliers ou très localement. Afin de valider un métamodèle, il convient de le tester plus largement sur un jeu de données aléatoire du domaine servant de test.

Pour ce faire, nous avons utilisé deux méthodes selon qu'il s'agit d'un facteur de type « niveau » ou d'un facteur de type « horaires ». Pour les facteurs de type « niveau », nous avons effectué des tirages aléatoires sur le domaine [-1 ; +1] selon une loi uniforme. Pour les factures de type « horaires », nous avons généré des plannings aléatoires sous Excel. Pour ce test, nous nous sommes d'abord focalisés sur le scénario d'ouverture des fenêtres en laissant les autres facteurs à une valeur constante au centre du domaine (valeur codée = 0).

Le tirage aléatoire de scénario se fait avec la fonction suivante : SI(ALEA()<p;1;0). Cette fonction se base sur un tirage aléatoire sur une population suivant une loi normale de distribution. Un tirage de ce type entre 1 (ouvert) et 0 (fermé) fait que les chances d'être tiré sont égales pour les deux possibilités si p=0,5. Pour chaque heure du scénario, cela permet de créer des distributions variées tournant autour d'une moyenne connue représentée par la valeur donnée à « p ». Par exemple, si p=0,5, il y aura statistiquement autant de 1 que de 0 et la durée moyenne à l'échelle d'un mois ou de la saison sera environ 50% du temps, soit 4h/jour.

Pour chacun de ces plannings aléatoires, nous calculons la valeur correspondante aux variables du polynôme, ici Heures_Ouv_Fen qui représente la durée journalière moyenne d'ouverture des fenêtres. Ces tirages aléatoires sont directement placés dans une syntaxe propre au logiciel EnergyPlus concernant les plannings. Nous avons effectué 5 tirages aléatoires pour chaque valeur de p allant de 0,1 à 0,9 avec un pas de 0,1, ce qui permet de couvrir la plage des durées avec 45 plannings aléatoirement constitués. Cette méthode est illustrée par les figures 80 et 81 ci-dessous, pour une valeur de p de 0,2 :

		Schedule:Compact	,			
	Name	Heure_Ouv_Fen	,			
	Schedule Ty	Any Number	,			
Mardi	Field 1	Through: 01/01	,		Valeur p	0,5
	Field 2	For: WeekDays	,			
	Field 3	Until: 09:00	,		Valeur physique	Valeur codée
	Field 4	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres journalière saisonnière		
	Field 5	Until: 10:00	,	Heures_Ouv_Fen	4,4	-0,02
	Field 6	1	,		Valeur physique	Valeur codée
	Field 7	Until: 11:00	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres matinale saisonnière		
	Field 8	0	,	Heures_Ouv_Fen_Mat	2,3	0,02
	Field 9	Until: 12:00	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres après-midi saisonnière		
	Field 10	1	,	Heures_Ouv_Fen_Apr	2,2	-0,06
	Field 11	Until: 13:00	,		Valeur physique	Valeur codée
	Field 12	1	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres journalière mensuelle Novembre		
	Field 13	Until: 14:00	,	Heures_Ouv_Fen_Nov	4,4	-0,03
	Field 14	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres journalière mensuelle Décembre		
	Field 15	Until: 15:00	,	Heures_Ouv_Fen_Dec	4,5	0,01
	Field 16	1	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres journalière mensuelle Janvier		
	Field 17	Until: 16:00	,	Heures_Ouv_Fen_Jan	4,4	-0,02
	Field 18	1	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres journalière mensuelle Février		
	Field 19	Until: 17:00	,	Heures_Ouv_Fen_Fev	4,0	-0,13
	Field 20	1	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres journalière mensuelle Mars		
	Field 21	Until: 18:00	,	Heures_Ouv_Fen_Mar	4,8	0,08
	Field 22	1	,		Valeur physique	Valeur codée
	Field 23	Until: 24:00	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne matinale mensuelle Novembre		
	Field 24	0	,	Heures_Ouv_Fen_Nov_Mat	2,4	0,09
	Field 25	For: AllOtherDays	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne après-midi mensuelle Novembre		
	Field 26	Until: 24:00	,	Heures_Ouv_Fen_Nov_Apr	2,0	-0,16
	Field 27	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne matinale mensuelle Décembre		
Mercredi	Field 28	Through: 01/02	,	Heures_Ouv_Fen_Dec_Mat	2,2	-0,05
	Field 29	For: WeekDays	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne après-midi mensuelle Décembre		
	Field 30	Until: 09:00	,	Heures_Ouv_Fen_Dec_Apr	2,4	0,08
	Field 31	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne matinale mensuelle Janvier		
	Field 32	Until: 10:00	,	Heures_Ouv_Fen_Jan_Mat	2,2	-0,02
	Field 33	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne après-midi mensuelle Janvier		
	Field 34	Until: 11:00	,	Heures_Ouv_Fen_Jan_Apr	2,2	-0,02
	Field 35	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne matinale mensuelle Février		
	Field 36	Until: 12:00	,	Heures_Ouv_Fen_Fev_Mat	1,9	-0,17
	Field 37	0	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne après-midi mensuelle Février		
	Field 38	Until: 13:00	,	Heures_Ouv_Fen_Fev_Apr	2,1	-0,11
	Field 39	1	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne matinale mensuelle Mars		
	Field 40	Until: 14:00	,	Heures_Ouv_Fen_Mar_Mat	2,7	0,25
	Field 41	1	,	Nombre d'heures ouverture fenêtres moyenne après-midi mensuelle Mars		
	Field 42	Until: 15:00	,	Heures_Ouv_Fen_Mar_Apr	2,1	-0,07

Figure 80: Outil de création d'un planning d'ouverture des fenêtres aléatoire correspondant à une durée moyenne connue (p=0,5 correspond à 4h/jour sur cet exemple)

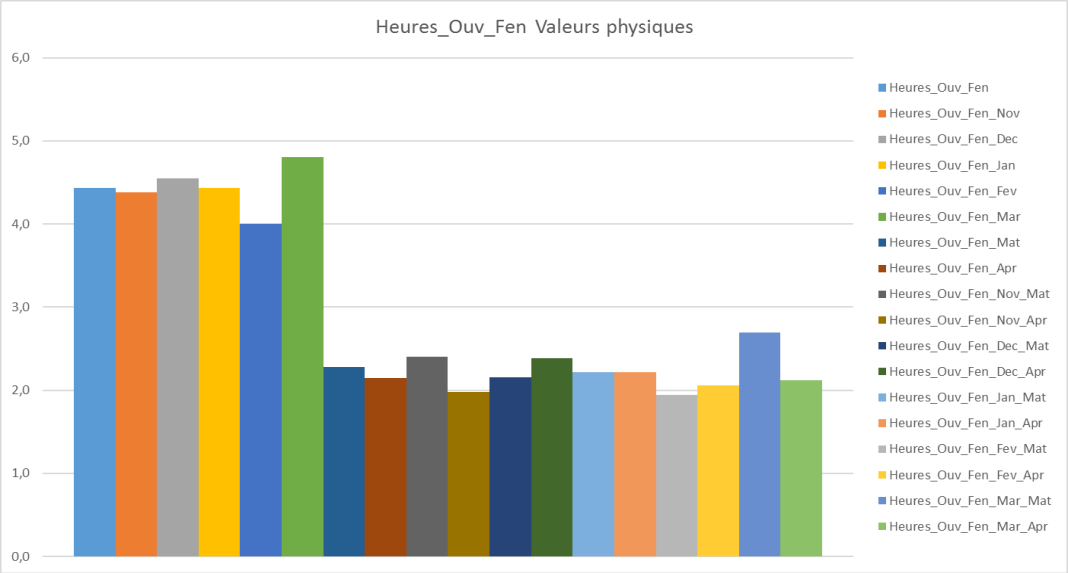


Figure 81: Valeur des variables des polynômes correspondant à un planning aléatoire pour une durée moyenne d'ouverture des fenêtres de 4h/jour

Les résultats obtenus pour le polynôme du test 1 sont illustrés sur la figure 82 ci-dessous :

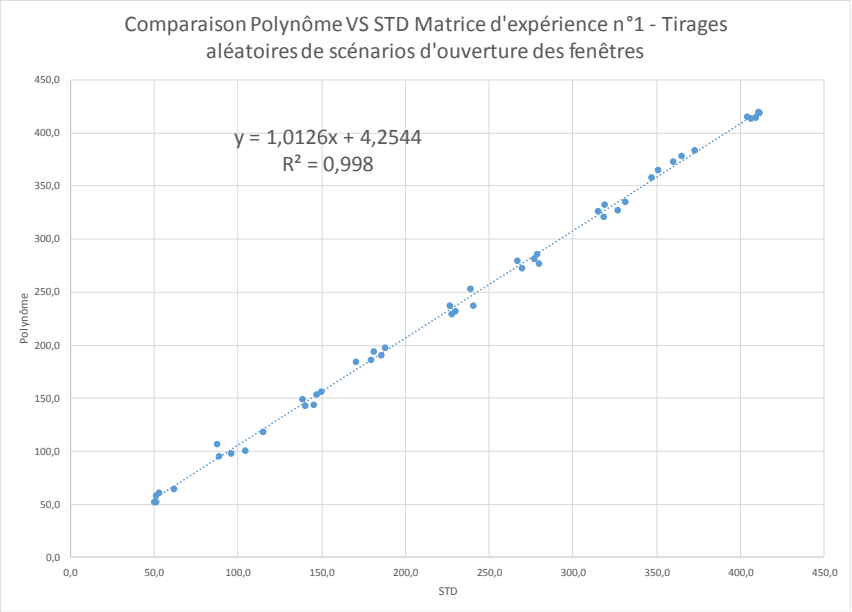


Figure 82: Comparaison des besoins de chauffage calculés par le polynôme du test 1 et la STD pour 45 scénarios aléatoires d'ouverture des fenêtres répartis sur l'ensemble du domaine

Les indicateurs statistiques correspondant à ces résultats sont donnés dans le tableau 38 :

Indicateur	**Test 1 – 45 tirages aléatoires pour le paramètre Heures_Ouv_Fen**
Nombre de points	45
Degrés de liberté	44
Moyenne des réponses	257,7 kWh/m²/an
R^2	0,998
RMSE	9,03 kWh/m²/an
CV(RMSE)	3,50%
MBE	-7,16 kWh/m²/an
NMBE	-2,80%
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,02
Précision absolue	18,24 kWh/m²/an
Précision relative	7,10%

Tableau 38: Indicateurs statistiques pour 45 tests aléatoires sur les variations des horaires d'ouverture des fenêtres du polynôme issu du test 1

Nous constatons une résilience forte du polynôme à une distribution variée des horaires d'ouverture des fenêtres. Ce résultat a une implication très intéressante en termes de suivi énergétique des bâtiments en exploitation : il semble suffisant de définir une durée moyenne journalière saisonnière d'ouverture des fenêtres pour caractériser thermiquement l'impact de ce facteur. Sur ce cas, nous constatons que la précision absolue de la prévision est de 18,2kWh/m²/an. Cela est satisfaisant du fait que la moyenne des réponses est ici de 257,7kWh/m²/an. Les autres cas avec ouvertures de fenêtres importantes donnent des résultats similaires.

Sur le test précédent, nous nous sommes focalisés sur les scénarios d'ouverture des fenêtres en nous penchant sur le cas du polynôme issu du test 1, car ce polynôme décrivait essentiellement les besoins de chauffage en fonction de ce facteur.

En revanche, pour le polynôme issu du test 2, tous les facteurs ont un poids du même ordre de grandeur. Nous avons donc testé la résilience de la corrélation pour un tirage aléatoire de tous les facteurs en utilisant la méthode décrite ci-avant pour tous les facteurs de type « horaires », et le tirage aléatoire selon une distribution uniforme pour les facteurs de type « niveau ». Ce test est fait sur un jeu de 51 valeurs différentes pour chaque facteur. Les résultats sont illustrés sur la figure 83 ci-dessous :

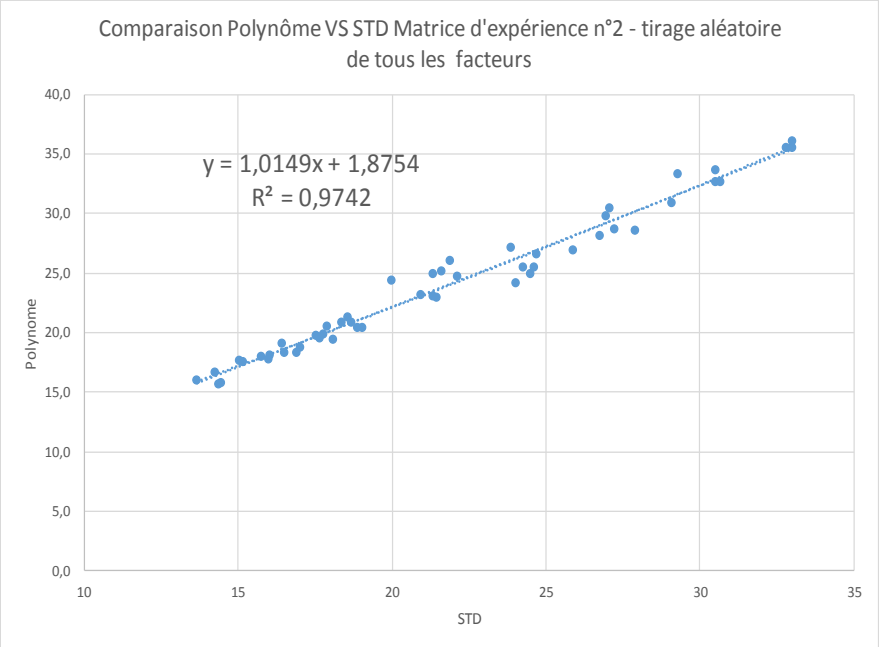


Figure 83 : Comparaison des besoins de chauffage calculés par le polynôme du test 2 et la STD pour 51 tirages aléatoires de tous les facteurs sur l'ensemble du domaine

Les indicateurs statistiques correspondant à ces résultats sont donnés dans le tableau 39 :

Indicateur	Test 2 – 51 tirages aléatoires de tous les facteurs
Nombre de points	51
Degrés de liberté	50
Moyenne des réponses	21,7 kWh/m²/an
R^2	0,97
RMSE	2,41 kWh/m²/an
CV(RMSE)	11,10%
MBE	2,2 kWh/m²/an
NMBE	10,10%
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,01
Précision absolue	4,84 kWh/m²/an
Précision relative	22,20%

Tableau 39 : Indicateurs statistiques pour 51 tirages aléatoires de tous les facteurs du polynôme issu du test 2

Il est intéressant de noter que, pour ce polynôme, la précision absolue et le RMSE étaient de 6,8% et 0,7kWh/m²/an respectivement sur la base d'apprentissage définie par le plan d'expérience. Sur une base test aléatoire, ces valeurs deviennent 22,2% et 2,4kWh/m²/an respectivement. Cela montre la résilience du modèle à des phénomènes aléatoires.

La précision absolue est de 4,8kWh/m²/an pour 95% de niveau de confiance. Comme ce test est réalisé sur une plage de besoins de chauffage relativement faibles, avec une moyenne de 21,7kWh/m²/an, nous avons une précision relative de seulement 22,2%. Nous sommes sur une problématique de précision typique des bâtiments basse consommation : les incertitudes sont de l'ordre de grandeur des consommations. En revanche, si l'on abaisse le niveau de confiance à 50%, la précision relative est de 7,5%, pour une précision absolue de 1,6kWh/m²/an.

Néanmoins, le CV(RMSE) est conforme aux critères IPMVP mais son NMBE est légèrement trop élevé (10,1% contre un critère de 7,5% défini par IPMVP). Il peut être utilisé pour suivre les performances en exploitation en intégrant dans une démarche de M&V des facteurs d'usages si le NMBE est amélioré. Une étape d'optimisation du modèle peut être nécessaire, soit en discrétisant soit en appliquant un plan uniforme pour mieux couvrir l'espace des données d'entrée.

e) Amélioration d'un polynôme avec plan uniforme

Nous avons comparé les résultats obtenus par le plan d'expérience du test 1 avec les résultats obtenus par un plan d'expérience uniforme. Nous avons effectué un plan uniforme dont la principale différence consiste à mailler l'espace des données d'entrée plus finement. Au lieu de 44 essais, 84 essais sont alors nécessaires. Cela reste acceptable à cette échelle mais nous voyons la différence de temps de calcul entre les deux méthodes sur ce cas simple. Lorsque nous appliquons la régression linéaire sur les 7 facteurs identifiés comme influents par le plan D-optimal du test 1, nous obtenons les résultats de la figure 84 ci-dessous :

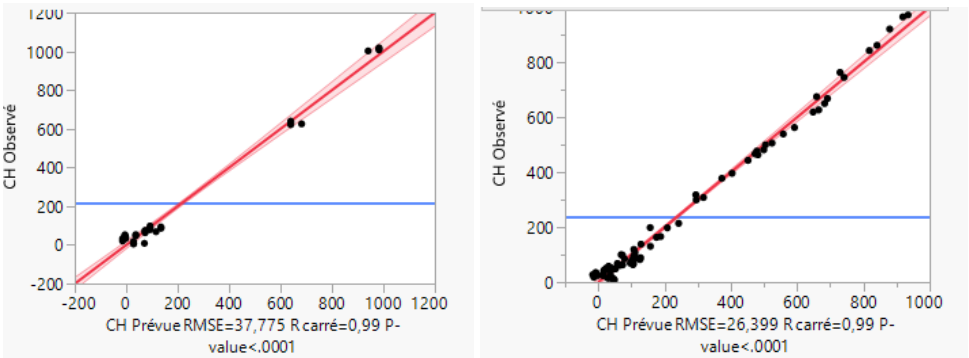


Figure 84: Comparaison des graphiques des besoins de chauffage calculés par STD en fonction des besoins de chauffage calculés par le polynôme pour le cas du test 1 avec le plan d'expérience D-optimal (à gauche) et le plan uniforme (à droite)

Les indicateurs statistiques pour ces deux modèles sont comparés dans le tableau 40 :

Indicateur	Plan D-optimal	Plan uniforme
R^2	0,988	0,991
R^2 ajusté	0,986	0,99
RMSE	37,77	26,39
F de Fischer	445,3	1219

Tableau 40: Indicateurs statistiques pour les polynômes issus de la matrice d'expérience du test 1, pour un plan d'expérience D-optimal et un plan uniforme

Ainsi, il est possible d'améliorer la précision d'un modèle polynomial déterminé par un plan d'expérience D-optimal en utilisant un plan uniforme. Cela peut permettre d'atteindre des critères de précision si ces derniers ne sont pas obtenus avec le premier modèle.

D. Application de la méthode pour le calcul des consommations de chauffage en fonction des facteurs de la famille « exploitation CVC »

Dans cette partie, nous modélisons les systèmes CVC associés à cet espace type de bureaux et nous calculons les consommations de chauffage au lieu des besoins de chauffage. Nous appliquons la même méthode que précédemment, mais cette fois-ci avec les paramètres liés à l'exploitation des installations CVC. En nous basant sur ce cas, nous allons explorer spécifiquement l'effet de l'augmentation du degré des polynômes.

1. Scénario de référence

Les paramètres de référence du système de chauffage sont résumés dans le tableau 41 ci-dessous :

Nom du paramètre physique	Valeur prise pour le scénario de référence
Température de départ de l'eau chaude	55°C
Delta de température de la boucle d'eau chaude	20°C
Température de consigne en période d'occupation	21°C
Durée d'application de la consigne de température en occupation	9h
Température de consigne en période d'inoccupation	12°C
Débit d'air neuf en occupation	2500m3/h
Durée d'application de la consigne de débit d'air neuf en occupation	10h
Débit d'air neuf en inoccupation	500m3/h
Température de soufflage en occupation	18°C
Durée d'application de la consigne de température de soufflage en occupation	10h
Température de soufflage en inoccupation	15°C

Tableau 41: Valeurs prise pour le scénario de référence pour la famille de facteur "exploitation CVC"

Concernant les paramètres liés à la famille « comportement », nous considérons les fenêtres ouvertes à 3% en moyenne pendant 4h le matin. Tous les autres paramètres de cette famille sont fixés à leur valeur centrale.

2. Matrices d'expériences

Afin d'étudier l'impact de l'ordre des polynômes, nous avons besoin de définir une seule matrice d'expérience, qui donnera lieu à plusieurs plans d'expérience. Le tableau 42 présente la matrice d'expérience que nous avons mise en œuvre pour la famille « exploitation CVC » :

Nom du facteur	Symbole	Valeur min	Valeur max	Valeur centrale
Température de départ de l'eau chaude	T_EC_Dep	45°C	65°C	55°C
Delta de température de la boucle d'eau chaude	DT_EC	10°C	30°C	20°C
Température de consigne en période d'occupation	Tc_occ	17°C	23°C	20°C
Durée d'application de la consigne de température en occupation	Heures_Tc_occ	8h	12h	10h
Température de consigne en période d'inoccupation	Tc_inocc	10°C	16°C	13°C
Débit d'air neuf en occupation	AN_occ	1750m3/h	2520m3/h	2135m3/h
Durée d'application de la consigne de débit d'air neuf en occupation	Heures_AN_occ	9h	14h	11h30
Débit d'air neuf en inoccupation	AN_inocc	0m3/h	1000m3/h	500m3/h
Température de soufflage en occupation	T_souf_occ	16°C	23°C	19,5°C
Durée d'application de la consigne de température de soufflage en occupation	Heures_T_souf_occ	10h	15h	12h30
Température de soufflage en inoccupation	T_souf_inocc	13°C	19°C	16°C

Tableau 42: Matrice d'expérience pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

La saisie dans EnergyPlus suit le même principe que celui décrit dans la partie précédente. En termes de mise en œuvre, notons toutefois que la modélisation physique des systèmes sous EnergyPlus est relativement détaillée.

Par exemple, tous les échangeurs (eau/air ou eau/eau) sont dimensionnés sur les températures de fonctionnement nominal. Ainsi, lorsque l'on définit un intervalle de variation de la température de départ de l'eau chaude, il est alors nécessaire de ne pas trop s'éloigner de la température de dimensionnement faute de quoi le modèle ne fonctionnera pas bien, comme une vraie installation. C'est un type de contrainte à prendre en compte lorsque l'on conçoit un plan d'expérience avec les systèmes CVC.

Les plans d'expérience que nous avons générés correspondent à plusieurs hypothèses de forme de modèles a priori et donnent lieu à des tailles de plans d'expérience différentes. Nous avons postulé un modèle d'ordre 1 avec interaction d'ordre 2, un modèle d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 et un modèle d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3. Le nombre d'essais nécessaires pour chaque plan d'expérience est résumé dans le tableau 43 ci-dessous :

Test	Hypothèse de modèle a priori	Nombre d'essais
1	Ordre 1 Interaction 2	72
2	Ordre 2 Interaction 2	84
3	Ordre 3 Interaction 3	260

Tableau 43: Nombre d'essais pour plusieurs formes de modèles polynomiaux pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

Nous voyons que passer à l'ordre 2 n'augmente pas beaucoup le nombre d'essais mais, en revanche, passer à l'ordre 3, et en particulier avec des interactions d'ordre 3 fait augmenter le nombre d'essais de manière significative. Nous verrons dans la partie suivante si cela apporte une précision supplémentaire suffisante pour justifier l'effort de calcul.

3. Résultats

a) Ordre 1 Interaction 2

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-value <0,01 sont listés dans le tableau 44 ci-dessous :

Facteur	P-value
Tc_occ	0
T_souf_occ	0,00001
AN_inocc	0,00001
Heures_Tc_occ	0,00001
AN_occ	0,00002
Heures_AN_occ	0,00004
Tc_occ x T_souf_occ	0,00007
Tc_occ x Heures_Tc_occ	0,00008
AN_occ x Heures_AN_occ	0,00313
T_souf_inocc	0,00559
Heures_T_souf_occ	0,00592
Tc_inocc	0,00626
AN_inocc x T_souf_inocc	0,00888

Tableau 44: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

Les facteurs de ce groupe sont liés à la consigne de température d'ambiance, la consigne de température de soufflage de l'air, le débit d'air en inoccupation, le débit d'air en occupation, les heures de consigne d'occupation, les heures de ventilation en mode occupation, la consigne de température de soufflage en inoccupation, la consigne de réduit. Sans compter les effets interactifs, il y a 9 facteurs influents.

Les facteurs listés dans le tableau 45 ont une p-value proche et peuvent être considérés pour affiner le modèle :

Facteur	P-value
AN_occ x Tsouf_occ	0,01782
DT_EC x Heures_T_souf_occ	0,03515
T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,04332
Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,04441
AN_inocc x T_souf_occ	0,06596
Heures_AN_occ x Heures_T_souf_occ	0,08409
Tc_inocc x T_souf_occ	0,08951
Heures_Tc_occ x Heures_AN_occ	0,09047

Tableau 45: Facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 interaction 2 dont la p-value est proche de 0,01

Dans ce groupe, nous trouvons d'autres combinaisons des paramètres du premier groupe mais également une interaction avec la différence de température de la boucle d'eau chaude (Delta_EC).

Les coefficients du polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 sont donnés dans le tableau 46 ci-dessous :

Terme	Coefficient
Constante	21,1
Tc_occ	8,07
AN_inocc	1,29
T_souf_occ	1,22
Heures_Tc_occ	1,06
AN_occ	1
Heures_AN_occ	0,81
Tc_occ x Heures_Tc_occ	0,74
AN_occ x Heures_AN_occ	0,31
T_souf_inocc	0,31
Tc_inocc	0,27
Heures_T_souf_inocc	0,27
AN_inocc x T_souf_inocc	0,25
AN_occ x T_souf_occ	0,21
T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,19
Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,19
AN_inocc x T_souf_occ	0,15

Heures_Tc_occ x Heures_AN_occ	0,14
Heures_AN_occ x Heures_T_souf_occ	0,13
Tc_inocc x T_souf_occ	-0,14
DT_EC x Heures_T_souf_occ	-0,18
Tc_occ x T_souf_occ	-0,78

Tableau 46: Coefficients du polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs "exploitation CVC »

L'analyse de ce polynôme permet de tirer les conclusions suivantes en termes de gestion de l'exploitation pour l'efficacité énergétique :

- Baisser la température de consigne d'ambiance
- Baisser le débit de ventilation en inoccupation
- Baisser la température de consigne de soufflage (ce qui montre que l'on dépense moins d'énergie à assurer le confort avec le terminal local qui ne fait que recycler de l'air de la zone)
- Réduire la durée de maintien de la consigne d'ambiance
- Réduire le débit de ventilation en occupation
- Réduire la durée de maintien du débit de ventilation en occupation
- Réduire la consigne de température de soufflage en inoccupation
- Réduire la consigne de température d'ambiance en inoccupation
- Réduire la durée de maintien de la température de consigne de soufflage d'air en occupation
- Augmenter le delta T du circuit d'eau chaude (terme couplé avec la durée de maintien de la température de consigne de soufflage d'air en occupation.

La figure 85 correspond au graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 :

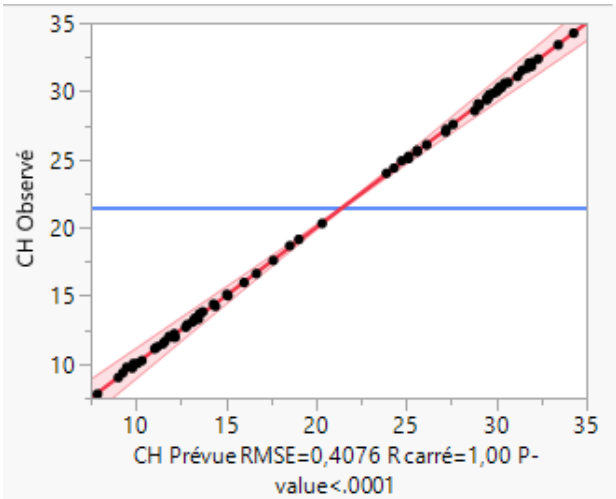


Figure 85: graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

Nous observons une très bonne corrélation. Le tableau 47 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

Indicateur	Polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2
Nombre de points	72
Degrés de liberté	5
Moyenne de la réponse	21,45 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,998
RMSE	0,41 kWh/m²/an
CV(RMSE)	1,90%
MBE	$1{,}8.10^{-11}$
NMBE	~ 0%
F de Fischer	470,1
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,57
Précision absolue	1,05 kWh/m²/an
Précision relative	4,90%

Tableau 47: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

La précision est très satisfaisante, avec une valeur de 1kWh/m²/an. Les coefficients CV(RMSE) et NMBE respectent les critères de l'IPMVP pour un modèle de consommation annuelle.

b) Ordre 2 Interaction 2

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-value <0,01 sont listés dans le tableau 48 ci-dessous :

Facteur	P-value
Tc_occ	0
AN_inocc	0
T_souf_occ	0
Heures_Tc_occ	0
AN_occ	0
Tc_occ x T_souf_occ	0
Heures_AN_occ	0
Tc_occ x Heures_Tc_occ	0
Tc_occ x Tc_occ	0,00004
AN_inocc x T_souf_inocc	0,00007
T_souf_inocc	0,00008
AN_inocc x Heures_AN_occ	0,00028
Tc_inocc	0,00071
Heures_AN_occ x Heures_T_souf_occ	0,00117
Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,00125
T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,0013
AN_occ x Heures_AN_occ	0,00209

AN_occ x T_souf_occ	0,00237
Tc_occ x AN_occ	0,0043
Tc_occ x Tc_inocc	0,00687
Tc_occ x Heures_AN_occ	0,00852
Heures_Tc_occ x Tc_inocc	0,00875

Tableau 48: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

Les facteurs influents sont les mêmes que pour le plan d'expérience précédent, mais il y en a un plus grand nombre dont la p-value est inférieure à 0,01. De plus, nous pouvons observer qu'un terme d'ordre 2 apparaît, lié à température de consigne en occupation.

Les coefficients du polynôme sont donnés dans le tableau 49 ci-dessous :

Terme	Coefficient
Constante	20,47
Tc_occ	8,08
Tc_occ x Tc_occ	1,35
T_souf_occ	1,22
AN_inocc	1,21
Heures_Tc_occ	1,09
AN_occ	0,91
Heures_AN_occ	0,74
Tc_occ x Heures_Tc_occ	0,73
AN_inocc x T_souf_inocc	0,35
T_souf_inocc	0,33
Tc_inocc	0,22
Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,21
Heures_AN_occ x Heures_T_souf_occ	0,21
T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,21
AN_occ x Heures_AN_occ	0,19
Tc_occ x AN_occ	0,19
AN_occ x T_souf_occ	0,18
Tc_occ x Heures_AN_occ	0,15
Tc_occ x Tc_inocc	-0,14
Heures_Tc_occ x Tc_inocc	-0,16
AN_inocc x Heures_AN_occ	-0,28
Tc_occ x T_souf_occ	-0,79

Tableau 49: Coefficients du polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

La figure 86 correspond au graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 :

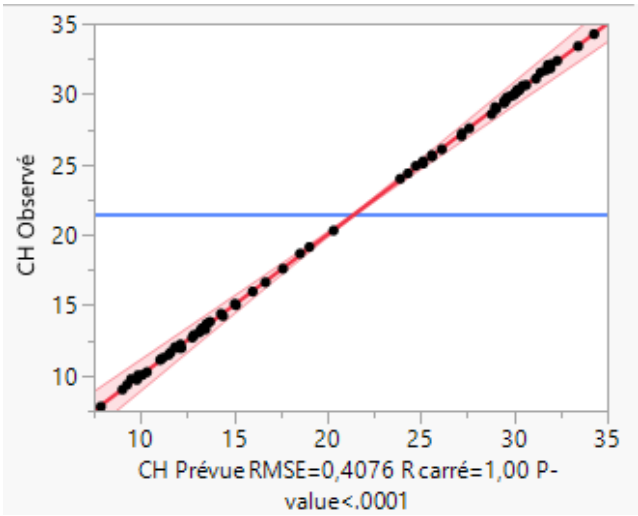


Figure 86: graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

Nous observons également une très bonne corrélation. Le tableau 50 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

Indicateur	Polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2
Nombre de points	84
Degrés de liberté	6
Moyenne de la réponse	21,16 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,999
RMSE	0,25 kWh/m²/an
CV(RMSE)	1,20%
MBE	$-9{,}65.10^{-3}$
NMBE	-0,05%
F de Fischer	1223,4
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,45
Précision absolue	0,60 kWh/m²/an
Précision relative	2,80%

Tableau 50: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

La précision est meilleure que pour le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2, avec une valeur de 0,6kWh/m²/an. Les coefficients CV(RMSE) et NMBE respectent les critères de l'IPMVP pour un modèle de consommation annuelle.

c) Ordre 3 Interaction 3

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-value <0,01 sont listés dans le tableau 51 ci-dessous :

Facteur	P-value
Tc_occ	0
Tc_occ x Heures_Tc_occ	0
Tc_occ x T_souf_occ	0
AN_inocc x T_souf_inocc	0,00003
T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,00005
AN_inocc x Heures_AN_occ	0,00005
Tc_occ x Tc_occ	0,00007
Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,00013
AN_occ x T_souf_occ	0,00014
Tc_occ x Tc_inocc	0,00053
Heures_AN_occ x T_souf_occ x Heures_t_souf_occ	0,00068
Heures_Tc_occ x Tc_inocc	0,00146
Tc_occ x AN_occ x T_souf_occ	0,00147
T_souf_occ	0,00149
AN_inocc	0,0019
Heures_T_souf_occ x T_souf_inocc	0,00322
Heures_AN_occ x Heures_T_souf_inocc	0,0036
AN_inocc x Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,00502
AN_occ	0,00564
AN_inocc x T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,00583
Heures_Tc_occ x T_souf_occ	0,00613
Tc_occ x AN_inocc x T_souf_inocc	0,00659
Tc_inocc x Tc_inocc	0,00672

Tableau 51: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3 pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

Ce classement fait apparaître un terme d'ordre 2 en plus du cas précédent : la température de consigne en inoccupation. De plus, plusieurs termes d'ordre 3 sont également identifiés comme significatifs, tous ayant trait aux interactions entre le débit d'air neuf et les consignes de température de soufflage.

Les coefficients du polynôme sont donnés dans le tableau 52 ci-dessous :

Terme	Coefficient
Constante	19,6
Tc_occ	8,5
Tc_occ x Tc_occ	1,46
AN_inocc	1,21
T_souf_occ	1,15
AN_occ	0,87
Tc_occ x Heures_Tc_occ	0,71

Tc_inocc x Tc_inocc	0,55
AN_inocc x T_souf_inocc	0,27
T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,24
AN_occ x T_souf_occ	0,22
AN_occ x Heures_AN_occ	0,2
Heures_AN_occ x T_souf_occ	0,19
AN_inocc x T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,14
Heures_AN_occ x Heures_T_souf_occ	0,11
AN_inocc x T_souf_occ x Heures_T_souf_occ	0,09
Tc_occ x AN_inocc x T_souf_occ	-0,09
AN_inocc x Heures_AN_occ x T_souf_occ	-0,09
Heures_Tc_occ x T_souf_occ	-0,11
Heures_T_souf_occ x T_souf_inocc	-0,11
Heures_Tc_occ x Tc_inocc	-0,14
Tc_occ x AN_occ x T_souf_occ	-0,14
Tc_occ x Tc_inocc	-0,16
AN_inocc x Heures_AN_occ	-0,27
Tc_occ x T_souf_occ	-0,78

Tableau 52: Coefficients du polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la famille de facteurs "exploitation CVC"

La figure 87 correspond au graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3 :

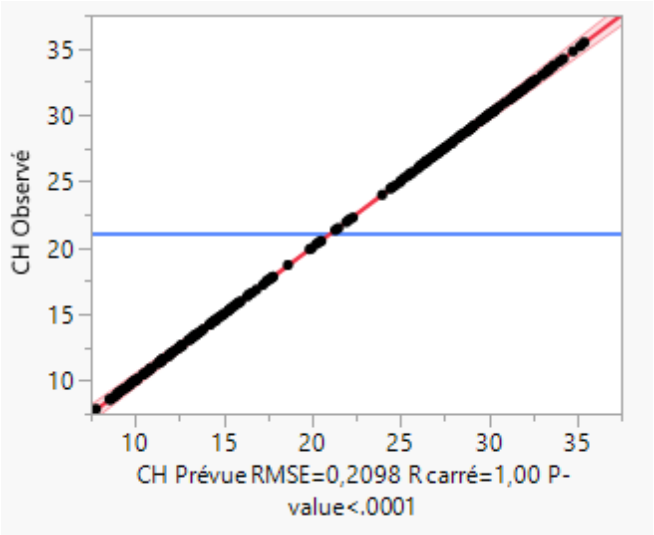


Figure 87: graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3 pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

Nous observons également une très bonne corrélation. Le tableau 53 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

Indicateur	Polynôme d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3
Nombre de points	260
Degrés de liberté	6
Moyenne de la réponse	21,05 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,999
RMSE	0,21 kWh/m²/an
CV(RMSE)	1,00%
MBE	$-1,69.10^{-4}$
NMBE	~ 0%
F de Fischer	1631,8
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,45
Précision absolue	0,51 kWh/m²/an
Précision relative	2,40%

Tableau 53: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3 pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

La précision est légèrement améliorée par rapport au cas du polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2, avec une valeur de 0,5kWh/m²/an. Les coefficients CV(RMSE) et NMBE respecte les critères IPMVP.

4. Tests de fiabilité des polynômes

a) Test sur la valeur centrale

Le tableau 54 ci-dessous résume les résultats obtenus pour les trois degrés de polynômes en testant le point central du domaine :

Modèle	Valeur	STD	Polynôme
Ordre 1 Interaction 2	Point central	21,10	21,1
Ordre 2 Interaction 2			20,5
Ordre 3 Interaction 3			19,6

Tableau 54:Comparaison au point central du domaine des consommations de chauffage calculées par les polynômes avec la STD

Nous constatons que les valeurs calculées par les polynômes sont proches de la valeur calculée par STD. Sur ce point précis, le polynôme d'ordre 1 avec interaction d'ordre 2 est le plus précis.

b) Test sur la valeur de référence

Le tableau 55 ci-dessous résume les résultats obtenus pour les trois degrés de polynômes en testant le point de consommation de référence :

Modèle	Valeur	STD	Polynôme
Ordre 1 Interaction 2	Référence	21,86	21,9
Ordre 2 Interaction 2			21,9
Ordre 3 Interaction 3			21,7

Tableau 55: Comparaison au point du scénario de référence des consommations de chauffage calculées par les polynômes avec la STD

Nous constatons que les valeurs calculées pour tous les polynômes sont très proches de la STD.

c) Test aux limites du domaine

Nous résumons dans le tableau 56 ci-dessous les résultats obtenus pour les trois degrés de polynômes en testant les point -1,25 et +1,25 :

Modèle	Valeur	STD	Polynôme
Ordre 1 Interaction 2	-1,25	6,17	3,2
	+1,25	40,51	40,3
Ordre 2 Interaction 2	-1,25	6,17	5,7
	+1,25	40,51	40,7
Ordre 3 Interaction 3	-1,25	6,17	5,0
	+1,25	40,51	40,0

Tableau 56: Comparaison des consommations de chauffage calculées par les polynômes avec la STD aux limites du domaine de validité

Nous constatons que les valeurs calculées par les polynômes sont proches pour la valeur haute des consommations de chauffage. Concernant la valeur basse, le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 donne de meilleurs résultats. Nous ne pouvons pas interpréter plus finement les résultats sur un point particulier. Cette remarque met à nouveau en avant la problématique de la précision dans le domaine des basses consommations.

d) Test aléatoire

Pour réaliser les tests aléatoires sur ce modèle des consommations de chauffage, nous cherchons à appliquer la même méthode que celle décrite pour la famille de facteurs « comportements ».

Cette méthode doit cependant être adaptée dans le cas des paramètres de la famille « exploitation CVC ». En effet, en ce qui concerne les facteurs de la famille « exploitation CVC », il ne s'agit pas de faire uniquement un choix de type 0/1 sur les valeurs de plannings. Ce sont des valeurs de type niveau qui doivent être modifiées sur des plages horaires.

La difficulté à contourner est qu'en utilisant la fonction SI(ALEA()<p ;0 ;1), nous obtenons toujours une moyenne saisonnière aux environs de la valeur assignée au paramètre p. Nous contournons la difficulté en utilisant une fonction différente qui permet de choisir parmi une liste de choix : CHOISIR(numéro du choix; choix1; choix2; choix3; choix4). Nous tirons le numéro du choix avec la

fonction SI(ALEA()<p ;0 ;1) sur autant de ligne que nous voulons de choix. Cela permet d'obtenir un tirage aléatoire du numéro du choix. De cette façon nous pouvons effectuer des tirages aléatoires de niveaux sur chaque plage horaire de planning. Nous répétons ce tirage sur chaque plage horaire comme illustré sur la figure 88 ci-après pour les niveaux de ventilation :

Through: 01/01	,	01/01	01/01				Matin	Après-midi	AN_Occ	AN_inoc
For: AllDays	,			durée jour	AN_occ_jour	AN_inoc_jou	1	0	1	0
Until: 9:00	,	9	0	9	2520	0	1	0	1	0
0.00	,	0	0				1		1	0
Until: 18:00	,	18	0	9					1	0
0.1000	,	0	1000						1	0
Until: 24:00	,								1	
0.00	,								1	
Through: 01/02	,	01/02	01/02				Matin	Après-midi	AN_Occ	AN_inoc
For: AllDays	,			durée jour	AN_occ_jour	AN_inoc_jou	1	0	0	0
Until: 9:00	,	9	0	9	2300	0	1	0	1	0
0.00	,	0	0				1		1	0
Until: 18:00	,	18	0	9					1	0
0.912	,	0	912						1	0
Until: 24:00	,								0	
0.00	,								1	
Through: 01/03	,	01/03	01/03				Matin	Après-midi	AN_Occ	AN_inoc
For: AllDays	,			durée jour	AN_occ_jour	AN_inoc_jou	1	0	1	0
Until: 9:00	,	9	0	9,5	2300	0	1	0	1	0
0.00	,	0	0				1		0	0
Until: 18:30	,	18	3	9					1	0
0.912	,	0	912						1	0
Until: 24:00	,								1	
0.00	,								0	
Through: 01/04	,	01/04	01/04				Matin	Après-midi	AN_Occ	AN_inoc
For: AllDays	,			durée jour	AN_occ_jour	AN_inoc_jou	1	0	1	0
Until: 9:00	,	9	0	9	2300	0	1	0	1	0
0.00	,	0	0				1		1	0
Until: 18:00	,	18	0	9					0	0
0.912	,	0	912						0	0
Until: 24:00	,								1	
0.00	,								1	

Figure 88: Outil de création d'un planning de taux d'air neuf correspondant à une durée moyenne d'application du taux d'air neuf en occupation, à un taux moyen d'air neuf en occupation et à un taux moyen d'air neuf en inoccupation

Cela permet d'obtenir des distributions aléatoires sur la saison autour d'une moyenne définie par la valeur du paramètre « p ».

Nous définissons une valeur du paramètre « p » pour chaque paramètre. Sur la base de l'exemple de la figure 92 ci-dessus, nous définissons une valeur du paramètre « p » pour les taux de ventilation en occupation (AN_occ) et en inoccupation (AN_inocc), et la durée d'application de ces taux (Heures_AN_occ). Pour effectuer le tirage de plannings aléatoires, nous devons choisir arbitrairement un ensemble de valeurs du paramètre « p » comprises entre 0 et 1 comme illustré par le tableau 57 ci-dessous:

Heures_AN_occ	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
AN_occ	0	0,2	0,1	0,3	0,7	0,4	0,5	0,9	1	0,6	0,8
AN_inocc	0,4	0,3	0,6	0,1	0,8	0,7	0,5	0,2	0,9	1	0

Tableau 57: choix des valeurs du paramètres "p" pour la création de plannings aléatoires pour les taux de ventilation en occupation et en inoccupation ainsi que pour la durée d'application de la consigne du taux de ventilation en occupation

La figure 89 ci-dessous illustre les valeurs physiques et codées calculées à partir des plannings aléatoires générés, valeurs qui sont situées aux environs des valeurs imposées pour le paramètre « p » associé à chaque paramètre :

	valeur physi	valeur codée		valeur physi	valeur codée
Heures_AN_occ_Nov	9,25	-0,9	Heures_AN_occ_Nov	9,18	-0,92666667
Heures_AN_occ_Dec	9,34	-0,86451613	Heures_AN_occ_Dec	9,27	-0,89032258
Heures_AN_occ_Jan	9,27	-0,89032258	Heures_AN_occ_Jan	9,21	-0,91612903
Heures_AN_occ_Fev	9,27	-0,89285714	Heures_AN_occ_Fev	9,30	-0,87857143
Heures_AN_occ_Mar	9,27	-0,89032258	Heures_AN_occ_Mar	9,23	-0,90967742
Heures_AN_occ	9,28	-0,88760369	Heures_AN_occ	9,24	-0,90427343
AN_occ Nov	2362	0,59047619	AN_occ Nov	2406	0,7047619
AN_occ Dec	2346	0,5483871	AN_occ Dec	2378	0,63133641
AN_occ_ Jan	2389	0,65898618	AN_occ_ Jan	2360	0,58525346
AN_occ Fev	2375	0,62244898	AN_occ Fev	2367	0,60204082
AN_occ Mar	2382	0,640553	AN_occ Mar	2357	0,57603687
AN_occ	2371	0,61217029	AN_occ	2374	0,61988589
AN_inoc Nov	27	-0,94666667	AN_inoc Nov	7	-0,98666667
AN_inoc Dec	26	-0,9483871	AN_inoc Dec	19	-0,96129032
AN_inoc_ Jan	13	-0,97419355	AN_inoc_ Jan	32	-0,93548387
AN_inoc Fev	14	-0,97142857	AN_inoc Fev	43	-0,91428571
AN_inoc Mar	52	-0,89677419	AN_inoc Mar	13	-0,97419355
AN_inoc	26	-0,94749002	AN_inoc	23	-0,95438402

Figure 89: Valeur des variables des polynômes correspondant à un planning aléatoire pour une durée moyenne d'application du taux de ventilation en occupation, un débit moyen de ventilation en occupation et un débit moyen en inoccupation

Nous avons appliqué cette méthode pour tous les paramètres, à l'exception de la différence de température de la boucle d'eau chaude (DT_EC), et ce pour des raisons de limite logiciel. Energyplus ne permet pas de changer cette valeur au cours d'une simulation car elle n'est saisie que pour le dimensionnement des échangeurs air/eau et des pompes de circulation de la boucle d'eau chaude. Elle ne représente pas non plus une consigne ferme. Lorsque cette valeur est saisie, le modèle de SED calcule des différences de température du même ordre de grandeur mais les valeurs varient en fonction des charges thermiques. Cela permet de différencier le modèle d'une installation qui fonctionne sur un grand delta T d'une installation qui fonctionne sur un petit delta T.

Les figures 90, 91 et 92 montrent les consommations de chauffage calculées par les polynômes d'ordre 1, 2 et 3 respectivement, en fonction des consommations de chauffage calculées par SED :

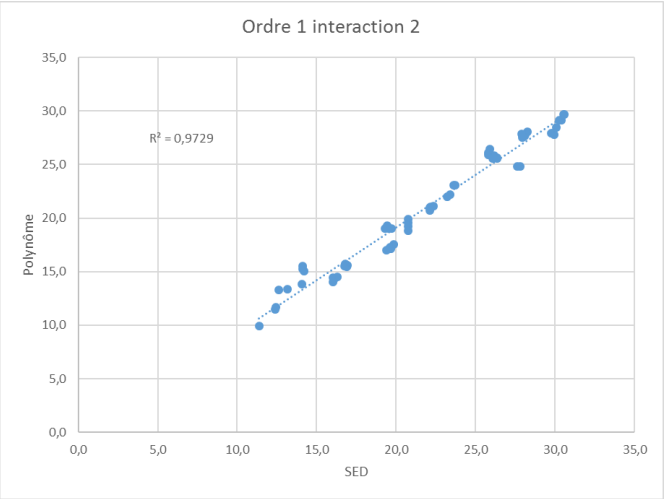


Figure 90:graphique des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 en fonction des consommations de chauffage calculées par SED pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

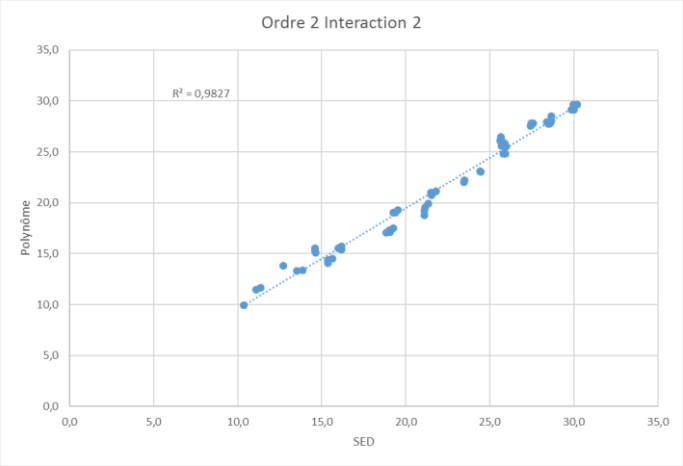


Figure 91: graphique des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 en fonction des consommations de chauffage calculées par SED pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

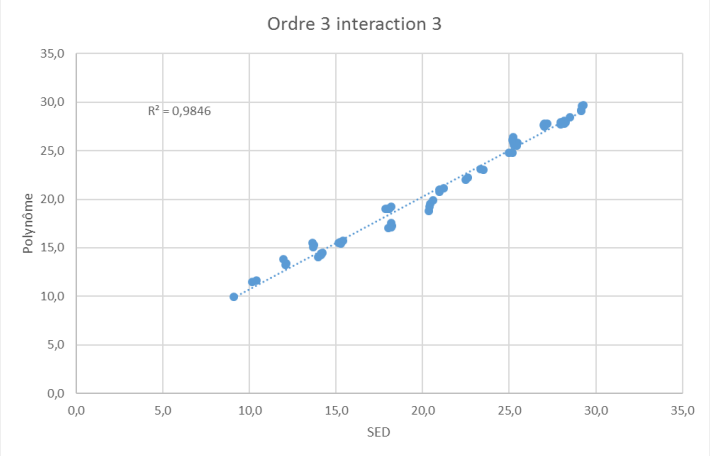


Figure 92: graphique des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3 en fonction des consommations de chauffage calculées par SED pour la famille de facteurs « exploitation CVC »

Les statistiques de régression obtenues pour les trois polynômes testés sur la base de ce test aléatoire sont résumées dans le tableau 58 ci-dessous :

Indicateur	**Polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2**	**Polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2**	**Polynôme d'ordre 3 avec interactions d'ordre 3**
Nombre de points	67	67	67
Degrés de liberté	66	66	66
Moyenne de la réponse	21,3	21,3	21,3
R^2	0,95	0,97	0,98
RMSE	1,28 kWh/m²/an	0,91 kWh/m²/an	0,77 kWh/m²/an
CV(RMSE)	6,0%	4,3%	3,6%
MBE	0,86 kWh/m²/an	0,53 kWh/m²/an	-0,21 kWh/m²/an
NMBE	4,0%	2,5%	-1,0%
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	2,0	2,0	2,0
Précision absolue	2,56 kWh/m²/an	1,83 kWh/m²/an	1,54 kWh/m²/an
Précision relative	12,0%	8,6%	7,2%

Tableau 58: Indicateurs statistiques des les polynômes d'ordre 1, 2 et 3pour 67 tirages aléatoires de tous les facteurs de la famille "exploitation CVC"

L'augmentation de l'ordre du polynôme permet une amélioration légère de tous les indicateurs (R^2, RMSE, précision, etc.). Nous retiendrons que c'est le passage de l'ordre 1 à l'ordre 2 qui apporte un bon compromis entre amélioration de la précision et augmentation du coût de calcul. En effet, le passage à l'ordre 3 continue d'améliorer la précision mais cela implique une forte augmentation du coût de calcul.

E. Application de la méthode pour le calcul des consommations tous usages en fonction de tous les facteurs de la phase d'exploitation

Dans cette dernière partie du Chapitre 3, nous appliquons la méthode à l'ensemble des postes de consommations d'énergie du bureau type et nous combinons les familles de facteurs détaillées dans le tableau 19.

1. Scénario de référence

Le tableau 59 ci-dessous liste les valeurs des paramètres pour le scénario de référence :

Caractéristique	Valeur
Niveau d'ouverture moyen des fenêtres en hiver	3%
Durée d'ouvertures des fenêtres en hiver	2h
Niveau de fermeture moyen des stores en hiver	20%
Durée de fermeture des stores en hiver	2h
Durée de fonctionnement de la bureautique	9h
Densité de puissance de la bureautique	7W/m²
Durée de fonctionnement de l'éclairage	9h
Densité de puissance de l'éclairage	5W/m²
Métabolisme des occupants	110W/personne
Densité d'occupation	0,1 personne/m²
Durée d'occupation	9h
DJU chaud base 18°C	2644°C.jours
DJU froid base 10°C	1209°C.jours
Humidité relative moyenne en hiver	82,9%
Humidité relative moyenne en été	72,6%
Ensoleillement horizontal global moyen en hiver	121,3Wh/m²
Ensoleillement horizontal global moyen en été	285,7Wh/m²
Température de départ de l'eau chaude	55°C
Delta de température de la boucle d'eau chaude	20°C
Température de départ de l'eau glacée	7°C
Delta de température de la boucle d'eau glacée	5°C
Température de consigne en période d'occupation en hiver	21°C
Durée d'application de la consigne de température en occupation en hiver	9h
Température de consigne en période d'inoccupation en hiver	15°C

Température de consigne en période d'occupation en été	26°C
Durée d'application de la consigne de température en occupation en été	9h
Température de consigne en période d'inoccupation en été	30°C
Débit d'air neuf en occupation	2500m3/h
Durée d'application de la consigne de débit d'air neuf en occupation	10h
Débit d'air neuf en inoccupation	500m3/h
Température de soufflage en occupation en hiver	18°C
Durée d'application de la consigne de température de soufflage en occupation en hiver	10h
Température de soufflage en inoccupation en hiver	15°C
Température de soufflage en occupation en été	16°C
Durée d'application de la consigne de température de soufflage en occupation en été	10h
Température de soufflage en inoccupation en été	18°C

Tableau 59:Valeurs des facteurs pour le scénario de référence pour le calcul des consommations d'énergie tous usages d'un plateau de bureaux type

Sur la base de ces valeurs, les consommations énergétiques de référence sont les suivantes :

- CH_{ref} = 12,3 kWh/m²/an
- CL_{ref} = 17,9 kWh/m²/an
- $VENT_{ref}$ = $VENT_{ref_hiv}$ (6,6) + $VENT_{ref_ete}$ (8,4) = 15 kWh/m²/an
- $PUMP_{ref}$ = $PUMP_{ref_hiv}$ (0,3) + $PUMP_{ref_ete}$ (2,6) = 2,9 kWh/m²/an
- ECL_{ref} = ECL_{ref_hiv} (5,3) + ECL_{ref_ete} (7,4) = 12,7 kWh/m²/an
- BUR_{ref} = BUR_{ref_hiv} (6,7) + BUR_{ref_ete} (9,4) = 16,1 kWh/m²/an

Nous obtenons une consommation totale de référence, en énergie finale, de :

- TOT_{ref} = TOT_{ref_hiv} (31,3) + TOT_{ref_ete} (45,7) = 77 kWhef/m²/an

Cela correspond ici à une consommation en énergie primaire de 179,3kWhep/m²/an et à une classe C selon l'échelle de l'étiquette DPE comme expliqué en partie B.

2. Matrices d'expériences

Nous postulons un modèle a priori d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2. Concernant le pas de temps du modèle, nous considérons qu'il n'y a pas d'effet interactif entre la saison hivernale, du mois de novembre au mois de mars, et la saison estivale, du mois d'avril au mois d'octobre. En effet, il n'y a pas de stratégie de stockage saisonnier qui serait le seul lien possible entre ces deux périodes. Cette hypothèse est importante car, lorsque l'on simule le nombre d'essais nécessaires pour intégrer en un seul plan d'expérience tous les facteurs d'hiver et d'été nous obtenons :

- Nombre de facteurs : 41
- Nombres d'essais : 904

En revanche, si l'on considère un plan d'expérience par saison, nous obtenons, pour chaque saison :

- Nombre de facteurs : 25
- Nombres d'essais : 356

La différence est grande et revêt une importance si l'on considère que ce cas d'étude est un étage type de bureaux qui n'est pas complexe. Le fait de considérer des interactions d'ordre 3 impacte fortement le nombre d'essais, comme illustré ci-dessous en reprenant l'exemple précédent :

- Nombres d'essais Ordre 2 Interaction 3 : 2656
- Nombres d'essais Ordre 3 Interaction 3 : 2680

Le tableau 60 présente la matrice d'expérience que nous utilisons pour construire le plan d'expérience :

Caractéristique	**Valeur min**	**Valeur max**
Niveau d'ouverture moyen des fenêtres en hiver	1%	15%
Durée d'ouvertures des fenêtres en hiver	30min	3h
Niveau de fermeture moyen des stores en hiver	5%	95%
Durée de fermeture des stores en hiver	30min	8h30
Durée de fonctionnement de la bureautique	30min	12h
Densité de puissance de la bureautique	0,5W/m²	20W/m²
Durée de fonctionnement de l'éclairage	30min	12h
Densité de puissance de l'éclairage	0,5W/m²	20W/m²
Métabolisme des occupants	100W/personne	200W/personne
Densité d'occupation	0 pers/m²	0,2 pers/m²
Durée d'occupation	30min	12h
DJU chaud base 18°C	2350°C.jours	2957°C.jours
DJU froid base 10°C	1020°C.jours	1408°C.jours
Humidité relative moyenne en hiver	72,9%	89,2%
Humidité relative moyenne en été	62,6%	79,2%
Ensoleillement horizontal global moyen en hiver	103,1Wh/m²	139,5Wh/m²
Ensoleillement horizontal global moyen en été	242,9Wh/m²	328,6Wh/m²

Température de départ de l'eau chaude	45°C	65°C
Delta de température de la boucle d'eau chaude	10°C	30°C
Température de départ de l'eau glacée	5°C	10°C
Delta de température de la boucle d'eau glacée	5°C	10°C
Température de consigne en période d'occupation en hiver	17°C	23°C
Durée d'application de la consigne de température en occupation en hiver	5h	15h
Température de consigne en période d'inoccupation en hiver	8°C	16°C
Température de consigne en période d'occupation en été	22°C	28°C
Durée d'application de la consigne de température en occupation en été	5h	15h
Température de consigne en période d'inoccupation en été	24°C	35°C
Débit d'air neuf en occupation	1750m3/h	2520m3/h
Durée d'application de la consigne de débit d'air neuf en occupation	5h	15h
Débit d'air neuf en inoccupation	0m3/h	1000m3/h
Température de soufflage en occupation en hiver	16°C	23°C
Durée d'application de la consigne de température de soufflage en occupation en hiver	5h	15h
Température de soufflage en inoccupation en hiver	13°C	20°C
Température de soufflage en occupation en été	12°C	22°C
Durée d'application de la consigne de température de soufflage en occupation en été	5h	15h
Température de soufflage en inoccupation en été	13°C	20°C

Tableau 60: Matrice d'expérience pour la création d'un modèle polynomial des consommations énergétiques tous usages d'un espace de bureaux type

3. Résultats

Les résultats obtenus permettent de construire des polynômes pour chaque poste de consommation ainsi que pour la consommation totale. Nous présentons ici les résultats pour le chauffage, la climatisation et la consommation totale, qui inclut les autres postes listés dans la consommation de référence. Les résultats pour les autres postes de consommation sont fournis en annexe 2.

a) Consommations de chauffage

La figure 97 liste les facteurs hiérarchisés par ordre d'influence selon le critère p-value :

Source	LogWorth	P-value	
Ouv_Fen_hiv	7,721	0,00000	
Tc_occ_hiv	5,929	0,00000	
Heures_occ_hiv	4,668	0,00002	
Heures_Tc_occ_hiv	4,594	0,00003	
Dens_occ_hiv	4,537	0,00003	
DJUc18	4,315	0,00005	
T_EC_Dep*Ouv_Fen_hiv	4,143	0,00007	
Tc_occ_hiv*Ouv_Fen_hiv	4,103	0,00008	
Heures_Bur_hiv*Bur_hiv	3,846	0,00014	
Heures_Bur_hiv	3,777	0,00017	^
Bur_hiv	3,770	0,00017	^
T_EC_Dep	3,724	0,00019	^
Heures_occ_hiv*Dens_occ_hiv	3,680	0,00021	
Heures_Ecl_hiv*Ecl_hiv	3,628	0,00024	
Ecl_hiv	3,582	0,00026	^
Heures_Ecl_hiv	3,558	0,00028	^
Ouv_Fen_hiv*Ouv_Fen_hiv	3,144	0,00072	
Heures_Tc_occ_hiv*Ouv_Fen_hiv	3,052	0,00089	
Heures_Tc_occ_hiv*Tc_inoc_hiv	2,938	0,00115	
Ouv_Fen_hiv*Heures_Ouv_Fen_hiv	2,817	0,00152	
Heures_Ouv_Fen_hiv	2,606	0,00248	^
Ferm_Stores_hiv*Heures_Ferm_Stores_hiv	2,566	0,00272	
Heures_AN_occ_hiv	2,423	0,00377	
AN_inoc_hiv	2,318	0,00481	
Tc_occ_hiv*Heures_Tc_occ_hiv	2,232	0,00586	
Heures_Bur_hiv*Dens_occ_hiv	2,228	0,00592	
Heures_Ecl_hiv*Heures_occ_hiv	2,194	0,00640	
Heures_Ferm_Stores_hiv	2,044	0,00904	^
Bur_hiv*Heures_occ_hiv	1,972	0,01068	
Bur_hiv*Ecl_hiv	1,936	0,01157	
Ouv_Fen_hiv*Dens_occ_hiv	1,929	0,01179	
Heures_Tc_occ_hiv*Heures_Tc_occ_hiv	1,925	0,01188	

Figure 93: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la consommation de chauffage

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-value <0,01 sont l'ouverture des fenêtres et son terme au carré, la température de consigne et sa durée d'application, les heures d'occupation et la densité d'occupation, les degrés-jours de chauffage, la température de départ de l'eau chaude, la densité de puissance de bureautique et ses heures de fonctionnement, la densité de puissance d'éclairage et ses heures de fonctionnement, la température de consigne en inoccupation, le niveau de fermeture des stores et leur temps d'utilisation, le débit d'air neuf et sa durée d'application.

D'autres facteurs peuvent être considérés influents, avec une p-value inférieure à 0,02, incluant l'ensoleillement, le Delta T de la boucle d'eau chaude, l'humidité relative extérieure et le carré des heures d'application de la température de consigne.

Sans compter les effets interactifs, il y a 15 facteurs influents. Nous remarquons qu'il n'y a que deux effets d'ordre 2 qui sont identifiés comme étant significatifs. Nous pouvons également observer qu'il y a des effets interactifs entre les différentes familles de facteurs comme le montrent les facteurs influents

T_EC_Dep x Ouv_Fen_hiv et *Tc_occ_hiv x Ouv_Fen_hiv*. La hiérarchisation des facteurs selon la p-value indique que ce sont d'abord les facteurs de déperdition qui sont impactants, c'est-à-dire le couple ouverture des fenêtres et température de consigne, puis la rigueur climatique et enfin les facteurs d'apport de chaleur. Les facteurs ayant trait à la régulation CVC sont également présents dans cette liste, avec la température de consigne de chauffage, le débit d'air neuf et la température de départ de l'eau chaude. Le tableau 61 fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations de chauffage en fonction des facteurs ayant une p-value inférieure à 0,01 :

Terme	**Coefficient**
Constante	29,66
Ouv_Fen_hiv	15,35
Tc_occ_hiv	6,45
Heures_occ_hiv	-3,41
Heures_Tc_occ_hiv	3,21
Dens_occ_hiv	-3,25
DJUc18	2,99
T_EC_Dep x Ouv_Fen_hiv	2,68
Tc_occ_hiv x Ouv_Fen_hiv	2,66
Heures_Bur_hiv x Bur_hiv	-2,59
Heures_Bur_hiv	-2,41
Bur_hiv	-2,21
T_EC_Dep	2,14
Heures_occ_hiv x Dens_occ_hiv	-2,38
Heures_Ecl_hiv x Ecl_hiv	-2,2
Ecl_hiv	-2,34
Heures_Ecl_hiv	-2,36
Ouv_Fen_hiv x Ouv_Fen_hiv	1,54
Heures_Tc_occ_hiv*Ouv_Fen_hiv	1,61
Heures_Tc_occ_hiv*Tc_inoc_hiv	-1,58
Ouv_Fen_hiv*Heures_Ouv_Fen_hiv	1,54
Heures_Ouv_Fen_hiv	1,41
Ferm_Stores_hiv*Heures_Ferm_Stores_hiv	1,31
Heures_AN_occ_hiv	1,17
AN_inoc_hiv	1,09
Tc_occ_hiv*Heures_Tc_occ_hiv	1,12
Heures_Bur_hiv*Dens_occ_hiv	1,07
Heures_Ecl_hiv*Heures_occ_hiv	1,05
Heures_Ferm_Stores_hiv	1,04

Tableau 61: Coefficients du polynôme des consommations de chauffage en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La figure 94 illustre le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues et ne montre pas de forme particulière.

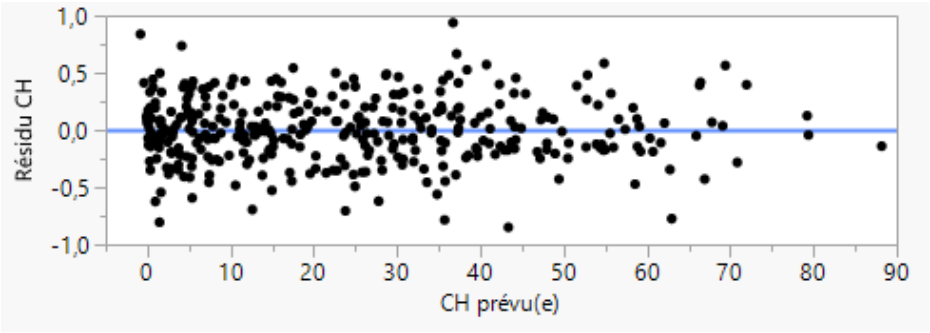


Figure 94: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation de chauffage en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

Les résidus ne dépassent pas 1kWh/m²/an, ce qui est très satisfaisant.

La figure 95 correspond au graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 :

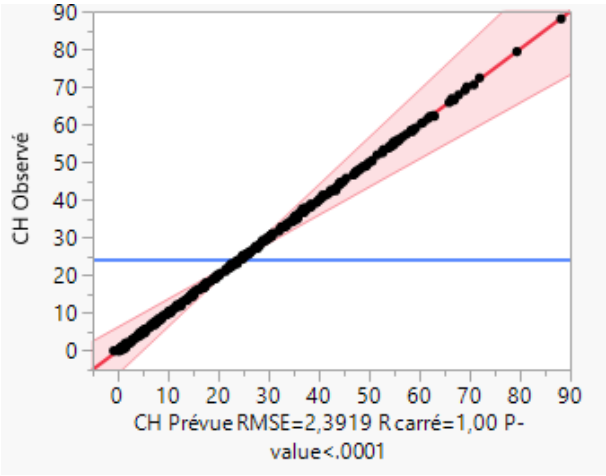


Figure 95: graphique des consommations de chauffage calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 combinant toutes les familles de facteurs

Nous observons une très bonne corrélation. Le tableau 62 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

Indicateur	**Polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations de chauffage**
Nombre de points	356
Degrés de liberté	5
Moyenne de la réponse	24,29 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,98
RMSE	2,39 kWh/m²/an
CV(RMSE)	9,80%
MBE	$1{,}8.10^{-11}$
NMBE	~ 0%

F de Fischer	66,7
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	1,96
Précision absolue	4,69 kWh/m²/an
Précision relative	19,30%

Tableau 62: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 calculant les consommations de chauffage en fonction de tous les facteurs d'exploitation

Le coefficient de détermination R^2 est très bon. Le CV(RMSE) est de 9,8% et le NMBE de 0% ce qui est conforme aux critères de l'IPMVP. La précision absolue est de 4,7kWh/m²/an soit 19,3% en précision relative.

b) Consommations de climatisation

La figure 100 liste les facteurs hiérarchisés par ordre d'influence selon le critère p-value :

Source	LogWorth	P-value
Bur_ete	5,377	0,00000
Dens_occ_ete	5,083	0,00001
Tc_occ_ete	4,987	0,00001
Heures_occ_ete	4,838	0,00001
Ecl_ete	4,757	0,00002
Heures_occ_ete*Dens_occ_ete	4,678	0,00002
Heures_Ecl_ete*Ecl_ete	4,645	0,00002
Ferm_Stores_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	4,642	0,00002
Heures_Bur_ete*Bur_ete	4,637	0,00002
Ferm_Stores_ete	4,508	0,00003 ^
Heures_Bur_ete	4,498	0,00003 ^
Sol_Moy_ete	4,476	0,00003
Heures_Ferm_Stores_ete	4,356	0,00004 ^
Heures_Ecl_ete	4,300	0,00005 ^
DJUf10	4,091	0,00008
Tc_inoc_ete	4,029	0,00009
T_EG_Dep	3,306	0,00049
T_souf_occ_ete	3,281	0,00052
Heures_AN_occ_ete	2,649	0,00224
Heures_Tc_occ_ete*Tc_inoc_ete	2,637	0,00231
Tc_inoc_ete*AN_inoc_ete	2,568	0,00270
AN_inoc_ete*T_souf_inoc_ete	2,524	0,00300
T_souf_inoc_ete	2,467	0,00341 ^
Tc_occ_ete*Heures_occ_ete	2,422	0,00379
Tc_occ_ete*Dens_occ_ete	2,143	0,00719
Tc_occ_ete*Heures_Tc_occ_ete	2,137	0,00730
Tc_occ_ete*Tc_inoc_ete	2,062	0,00868
HR_moy_ete	1,979	0,01049
AN_inoc_ete	1,914	0,01219 ^
T_souf_occ_ete*Heures_T_souf_occ_ete	1,773	0,01686
DT_EG*T_souf_inoc_ete	1,752	0,01771
T_souf_occ_ete*HR_moy_ete	1,729	0,01868
Heures_occ_ete*Met_occ_ete	1,664	0,02165

Figure 96: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la consommation de climatisation

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-value <0,01 sont la densité de bureautique et les heures d'utilisation, la densité d'occupation et les heures d'occupation, la température de consigne, la densité d'éclairage et la durée d'utilisation, l'utilisation des stores, l'ensoleillement, les DJU froid, la température de consigne en inoccupation, la température de départ de l'eau glacée, la température de soufflage, la durée d'application du débit d'air neuf et le débit de ventilation en inoccupation.

D'autres facteurs peuvent être considérés influents, avec une p-value inférieure à 0,02, incluant l'humidité relative, le Delta T de la boucle d'eau glacée et le métabolisme des occupants.

Sans compter les effets interactifs, il y a 17 facteurs influents. Nous voyons que ce sont d'abord les facteurs d'apports de chaleur qui sont influents puis le climat puis les réglages d'exploitation CVC. Nous observons qu'il n'y a aucun terme d'ordre 2 pour l'expression de la consommation de climatisation. Le

tableau 63 fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations de climatisation en fonction des facteurs ayant une p-value inférieure à 0,01 :

Terme	Coefficient
Constante	19,41
Bur_ete	2,56
Dens_occ_ete	2,28
Tc_occ_ete	-2,26
Heures_occ_ete	2,01
Ecl_ete	2,22
Heures_occ_ete x Dens_occ_ete	2,08
Heures_Ecl_ete x Ecl_ete	1,94
Ferm_Stores_ete x Heures_Ferm_Stores_ete	-1,96
Heures_Bur_ete x Bur_ete	2,05
Ferm_Stores_ete	-2,05
Heures_Bur_ete	1,84
Sol_Moy_ete	2,01
Heures_Ferm_Stores_ete	-1,81
Heures_Ecl_ete	1,83
DJUf10	1,46
Tc_inoc_ete	-1,45
T_EG_Dep	-0,95
T_souf_occ_ete	-1,04
Heures_AN_occ_ete	0,71
Heures_Tc_occ_ete x Tc_inoc_ete	0,74
Tc_inoc_ete x AN_inoc_ete	0,75
AN_inoc_ete x T_souf_inoc_ete	-0,68
T_souf_inoc_ete	-0,64
Tc_occ_ete x Heures_occ_ete	-0,72
Tc_occ_ete x Dens_occ_ete	-0,56
Tc_occ_ete x Heures_Tc_occ_ete	-0,58
Tc_occ_ete x Tc_inoc_ete	-0,57

Tableau 63: Coefficients du polynôme des consommations de climatisation en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La figure 97 illustre le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues et ne montre pas de forme particulière. Nous remarquons que les résidus ne dépassent pas 0,5kWh/m²/an, ce qui est très satisfaisant.

La figure 98 correspond au graphique des consommations de climatisation calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2.

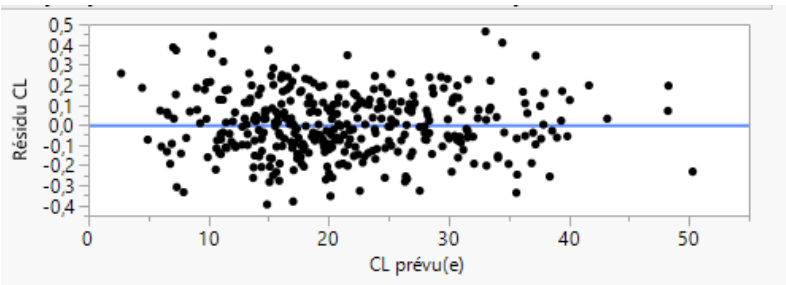


Figure 97: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation de climatisation en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

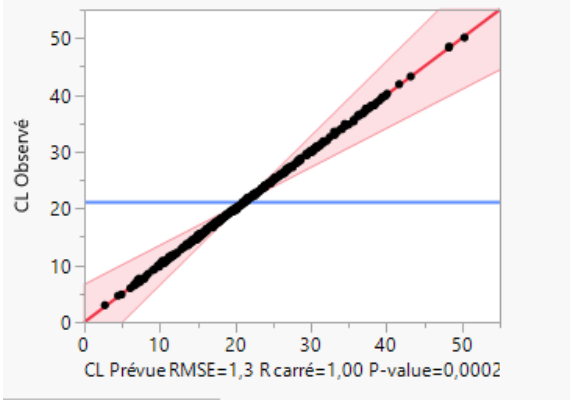


Figure 98: graphique des consommations de climatisation calculées par SED en fonction des consommations de climatisation calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 combinant toutes les familles de facteurs

Nous observons une très bonne corrélation. Le tableau 64 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

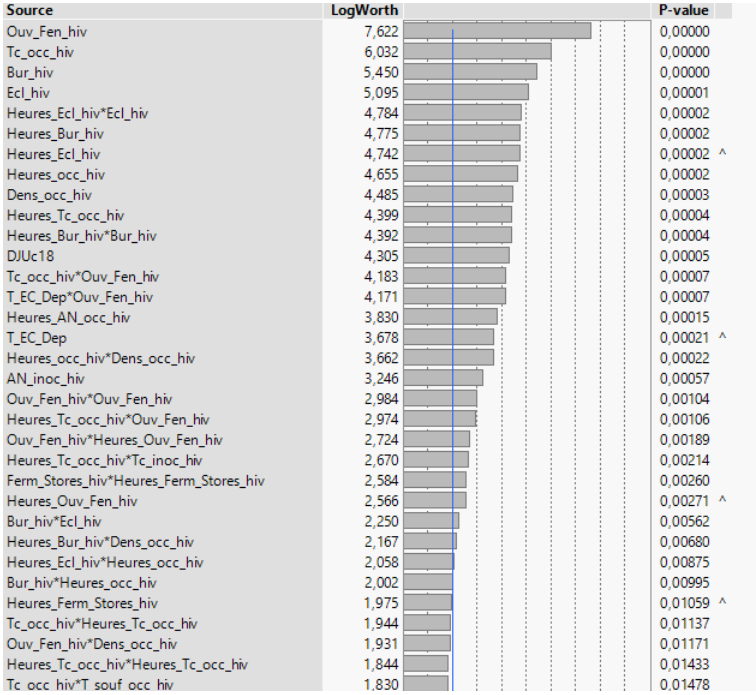
Indicateur	**Polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations de climatisation**
Nombre de points	356
Degrés de liberté	5
Moyenne de la réponse	21,18 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,977
RMSE	1,3
CV(RMSE)	6,10%
MBE	$1{,}46.10^{-11}$ kWh/m²/an
NMBE	~ 0%
F de Fischer	44,47
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	1,96
Précision absolue	2,55 kWh/m²/an
Précision relative	12,00%

Tableau 64: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 calculant la consommation de climatisation en fonction de tous les facteurs d'exploitation

Le coefficient de détermination R^2 est très bon. Le CV(RMSE) est de 6,1% et le NMBE de 0% ce qui est conforme aux critères de l'IPMVP. La précision absolue est de 2,55kWh/m²/an, soit 12% en précision relative.

c) Consommations hivernales totales

Les consommations hivernales totales incluent tous les postes de consommations sur la période de novembre à mars. La figure 99 liste les facteurs hiérarchisés par ordre d'influence selon le critère p-value :



Source	LogWorth	P-value
Ouv_Fen_hiv	7,622	0,00000
Tc_occ_hiv	6,032	0,00000
Bur_hiv	5,450	0,00000
Ecl_hiv	5,095	0,00001
Heures_Ecl_hiv*Ecl_hiv	4,784	0,00002
Heures_Bur_hiv	4,775	0,00002
Heures_Ecl_hiv	4,742	0,00002 ^
Heures_occ_hiv	4,655	0,00002
Dens_occ_hiv	4,485	0,00003
Heures_Tc_occ_hiv	4,399	0,00004
Heures_Bur_hiv*Bur_hiv	4,392	0,00004
DJUc18	4,305	0,00005
Tc_occ_hiv*Ouv_Fen_hiv	4,183	0,00007
T_EC_Dep*Ouv_Fen_hiv	4,171	0,00007
Heures_AN_occ_hiv	3,830	0,00015
T_EC_Dep	3,678	0,00021 ^
Heures_occ_hiv*Dens_occ_hiv	3,662	0,00022
AN_inoc_hiv	3,246	0,00057
Ouv_Fen_hiv*Ouv_Fen_hiv	2,984	0,00104
Heures_Tc_occ_hiv*Ouv_Fen_hiv	2,974	0,00106
Ouv_Fen_hiv*Heures_Ouv_Fen_hiv	2,724	0,00189
Heures_Tc_occ_hiv*Tc_inoc_hiv	2,670	0,00214
Ferm_Stores_hiv*Heures_Ferm_Stores_hiv	2,584	0,00260
Heures_Ouv_Fen_hiv	2,566	0,00271 ^
Bur_hiv*Ecl_hiv	2,250	0,00562
Heures_Bur_hiv*Dens_occ_hiv	2,167	0,00680
Heures_Ecl_hiv*Heures_occ_hiv	2,058	0,00875
Bur_hiv*Heures_occ_hiv	2,002	0,00995
Heures_Ferm_Stores_hiv	1,975	0,01059 ^
Tc_occ_hiv*Heures_Tc_occ_hiv	1,944	0,01137
Ouv_Fen_hiv*Dens_occ_hiv	1,931	0,01171
Heures_Tc_occ_hiv*Heures_Tc_occ_hiv	1,844	0,01433
Tc_occ_hiv*T_souf_occ_hiv	1,830	0,01478

Figure 99: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la consommation d'énergie tous usages de novembre à mars

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-value <0,01 sont :

- L'ouverture des fenêtres et son terme au carré et la durée d'ouverture des fenêtres
- La température de consigne en occupation
- La densité de bureautique et d'éclairage et leurs heures de fonctionnement
- La densité d'occupation et les heures d'occupation
- Les DJUc
- La température de départ de l'EC
- Le débit d'air neuf en inoccupation
- L'ouverture des stores et la durée associée

En plus de facteurs déjà présents cités ci-dessus, nous pouvons considérer des facteurs ayant des p-value inférieures à 0,02, incluant :

- La température de soufflage en occupation
- L'ensoleillement
- Le Delta T EC
- L'humidité relative

Sans compter les effets interactifs, il y a 14 facteurs influents. Nous constatons qu'il n'y a qu'un seul terme au carré qui est le niveau d'ouverture des fenêtres.

Globalement, ce sont d'abord les facteurs d'utilisation des fenêtres et d'apports internes qui sont influents, puis le climat et les facteurs d'exploitation CVC. Sur le périmètre des consommations tous usages, ce sont bien les usages et process ainsi que le comportement des usagers qui sont le plus impactants.

Le tableau 65 fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations tous usages durant la saison hivernale en fonction des facteurs ayant une p-value inférieure à 0,01 :

Terme	Coefficient
Constante	49,63
Ouv_Fen_hiv	14,77
Tc_occ_hiv	6,82
Bur_hiv	4,92
Ecl_hiv	4,82
Heures_Ecl_hiv x Ecl_hiv	3,83
Heures_Bur_hiv	3,89
Heures_Ecl_hiv	4,18
Heures_occ_hiv	-3,42
Dens_occ_hiv	-3,2
Heures_Tc_occ_hiv	2,95
Heures_Bur_hiv x Bur_hiv	3,39
DJUc18	3
Tc_occ_hiv x Ouv_Fen_hiv	2,79
T_EC_Dep x Ouv_Fen_hiv	2,74
Heures_AN_occ_hiv	2,37
T_EC_Dep	2,11
Heures_occ_hiv x Dens_occ_hiv	-2,38
AN_inoc_hiv	1,78
Ouv_Fen_hiv x Ouv_Fen_hiv	1,48
Heures_Tc_occ_hiv x Ouv_Fen_hiv	1,56
Ouv_Fen_hiv x Heures_Ouv_Fen_hiv	1,48
Heures_Tc_occ_hiv x Tc_inoc_hiv	-1,39
Ferm_Stores_hiv x Heures_Ferm_Stores_hiv	1,33
Heures_Ouv_Fen_hiv	1,39
Bur_hiv x Ecl_hiv	0,4
Heures_Bur_hiv x Dens_occ_hiv	1,04
Heures_Ecl_hiv x Heures_occ_hiv	0,98
Bur_hiv x Heures_occ_hiv	0,99

Tableau 65: Coefficients du polynôme des consommations totales d'énergie pour la saison hivernale en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La figure 100 illustre le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues et ne montre pas de forme particulière.

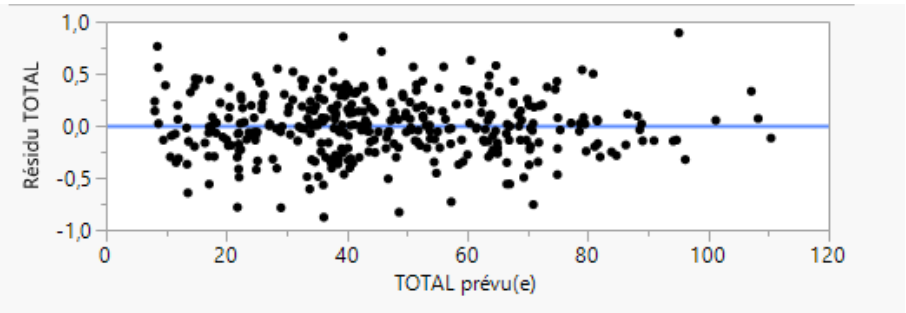


Figure 100: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation totale hivernale en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

Le graphique des résidus n'a pas de forme remarquable et les résidus ne dépassent pas 1kWh/m²/an.

La figure 101 correspond au graphique des consommations totales hivernales calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 :

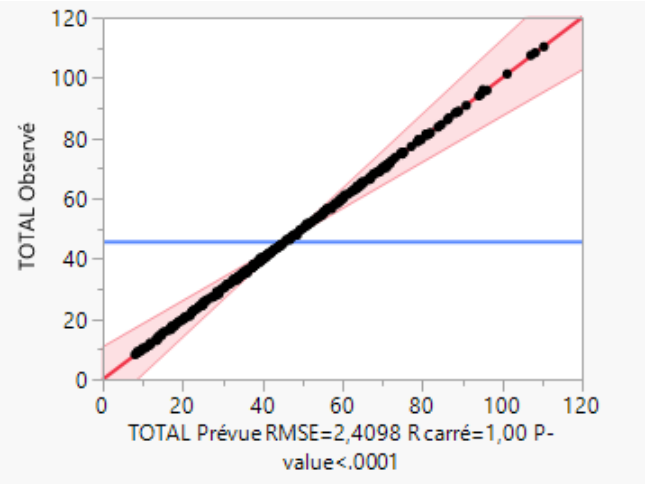


Figure 101: graphique des consommations totales hivernales calculées par SED en fonction des consommations totales hivernales calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 combinant toutes les familles de facteurs

Nous observons une très bonne corrélation. Le tableau 66 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

Indicateur	**Polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations totales hivernales**
Nombre de points	356
Degrés de liberté	5
Moyenne de la réponse	45,87 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,987
RMSE	2,41 kWh/m²/an
CV(RMSE)	5,30%

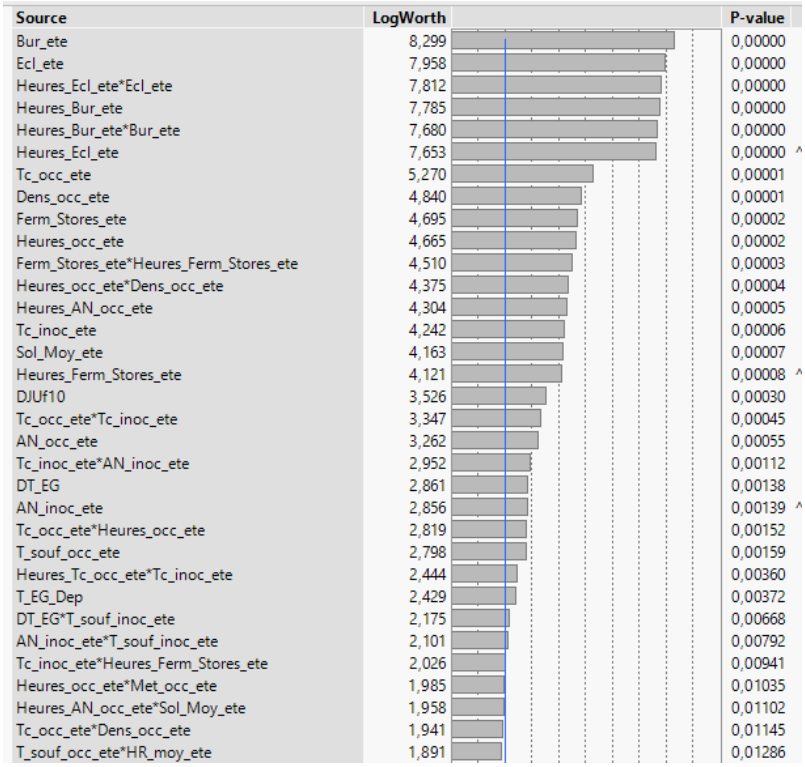
MBE	$-7{,}3.10^{-12}$ kWh/m²/an
NMBE	~ 0%
F de Fischer	79,4
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	1,96
Précision absolue	4,72 kWh/m²/an
Précision relative	10,30%

Tableau 66: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 calculant la consommation d'énergie totale hivernale en fonction de tous les facteurs d'exploitation

Le coefficient de détermination R^2 est très bon et le CV(RMSE) de 5,3% et le NMBE à 0% respectent les critères définis par l'IPMVP. La précision absolue est de 4,72kWh/m²/an, soit 10,3%. Nous remarquons qu'il y a un intérêt à créer des surfaces de réponses pour la consommation totale plutôt que par poste car elle est numériquement plus élevée que celle des postes tels que le chauffage. Etant donné que nous obtenons des précisions absolues du même ordre de grandeur, la précision relative est meilleure.

d) Consommations estivales totales

Les consommations estivales totales incluent tous les postes de consommations sur la période d'avril à octobre. La figure 102 liste les facteurs hiérarchisés par ordre d'influence selon le critère p-value :



Source	LogWorth	P-value
Bur_ete	8,299	0,00000
Ecl_ete	7,958	0,00000
Heures_Ecl_ete*Ecl_ete	7,812	0,00000
Heures_Bur_ete	7,785	0,00000
Heures_Bur_ete*Bur_ete	7,680	0,00000
Heures_Ecl_ete	7,653	0,00000
Tc_occ_ete	5,270	0,00001
Dens_occ_ete	4,840	0,00001
Ferm_Stores_ete	4,695	0,00002
Heures_occ_ete	4,665	0,00002
Ferm_Stores_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	4,510	0,00003
Heures_occ_ete*Dens_occ_ete	4,375	0,00004
Heures_AN_occ_ete	4,304	0,00005
Tc_inoc_ete	4,242	0,00006
Sol_Moy_ete	4,163	0,00007
Heures_Ferm_Stores_ete	4,121	0,00008
DJUf10	3,526	0,00030
Tc_occ_ete*Tc_inoc_ete	3,347	0,00045
AN_occ_ete	3,262	0,00055
Tc_inoc_ete*AN_inoc_ete	2,952	0,00112
DT_EG	2,861	0,00138
AN_inoc_ete	2,856	0,00139
Tc_occ_ete*Heures_occ_ete	2,819	0,00152
T_souf_occ_ete	2,798	0,00159
Heures_Tc_occ_ete*Tc_inoc_ete	2,444	0,00360
T_EG_Dep	2,429	0,00372
DT_EG*T_souf_inoc_ete	2,175	0,00668
AN_inoc_ete*T_souf_inoc_ete	2,101	0,00792
Tc_inoc_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	2,026	0,00941
Heures_occ_ete*Met_occ_ete	1,985	0,01035
Heures_AN_occ_ete*Sol_Moy_ete	1,958	0,01102
Tc_occ_ete*Dens_occ_ete	1,941	0,01145
T_souf_occ_ete*HR_moy_ete	1,891	0,01286

Figure 102: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour la consommation d'énergie tous usages d'avril à octobre

Les facteurs sélectionnés selon le critère p-valeur <0,01 sont :

- La densité de bureautique et d'éclairage et leurs heures de fonctionnement
- La température de consigne en occupation
- La densité d'occupation et les heures d'occupation
- Le niveau de fermeture des stores et leurs heures d'utilisation

- Le débit d'air neuf en occupation et inoccupation
- La température de consigne en inoccupation et occupation
- L'ensoleillement
- Les DJUf
- Le Delta T EG
- La température de départ de l'EG

En plus de facteurs déjà présents dans la première tranche d'influence, nous trouvons :

- Le métabolisme des occupants
- Les heures d'application du débit d'air neuf
- L'humidité relative
- L'ouverture des fenêtres

Sans compter les effets interactifs, il y a 18 facteurs influents. Nous voyons clairement que les consommations d'électricité associées aux usages et les apports internes associés sont les facteurs influents, suivi de la gestion des stores et du débit de ventilation, puis du climat et enfin la régulation de la boucle d'eau glacée. Nous remarquons également qu'il n'y a aucun terme d'ordre 2. En considérant les facteurs dont la p-value est inférieure à 0,01, les coefficients sont listés dans le tableau 67 ci-dessous :

Terme	**Coefficient**
Constante	52,12
Bur_ete	12,54
Ecl_ete	12,4
Heures_Ecl_ete x Ecl_ete	10,64
Heures_Bur_ete	10,71
Heures_Bur_ete x Bur_ete	10,65
Heures_Ecl_ete	11
Tc_occ_ete	-3,27
Dens_occ_ete	2,58
Ferm_Stores_ete	-2,84
Heures_occ_ete	2,35
Ferm_Stores_ete x Heures_Ferm_Stores_ete	-2,34
Heures_occ_ete x Dens_occ_ete	2,29
Heures_AN_occ_ete	2,03
Tc_inoc_ete	-2,03
Sol_Moy_ete	2,2
Heures_Ferm_Stores_ete	-2,05
DJUf10	1,42
Tc_occ_ete x Tc_inoc_ete	-1,4
AN_occ_ete	1,38
Tc_inoc_ete x AN_inoc_ete	1,16
DT_EG	-1,03
AN_inoc_ete	1

Tc_occ_ete x Heures_occ_ete	-1,13
T_souf_occ_ete	-1,04
Heures_Tc_occ_ete x Tc_inoc_ete	0,84
T_EG_Dep	-0,77
DT_EG x T_souf_inoc_ete	0,7
AN_inoc_ete x T_souf_inoc_ete	-0,68
Tc_inoc_ete x Heures_Ferm_Stores_ete	0,71

Tableau 67: Coefficients du polynôme des consommations totales d'énergie pour la saison estivale en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La figure 103 illustre le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues et ne montre pas de forme particulière.

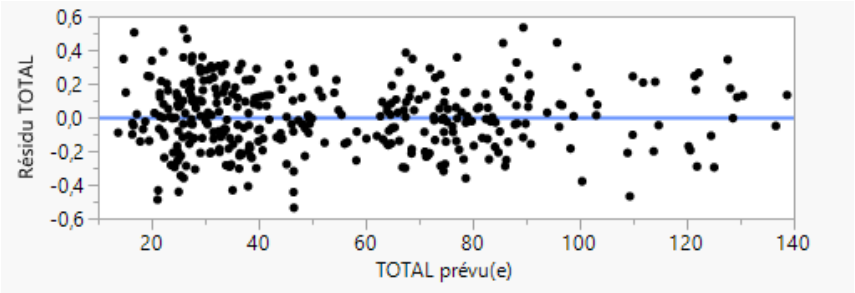


Figure 103: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation totale hivernale en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

Le graphique des résidus ne montre pas de forme remarquable et les résidus ne dépassent pas 0,6kWh/m²/an.

La figure 104 correspond au graphique des consommations totales estivales calculées par SED en fonction des consommations de chauffage calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 :

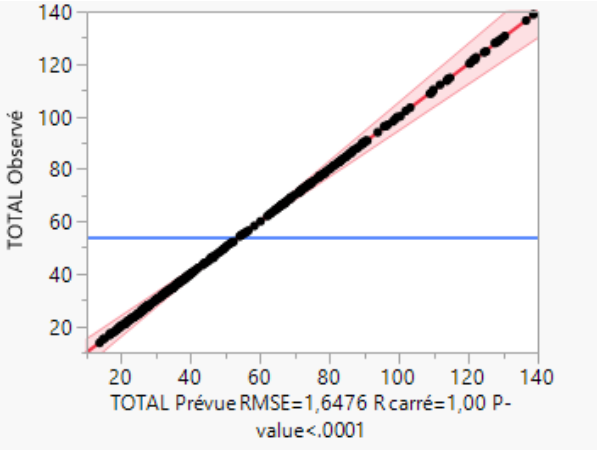


Figure 104: graphique des consommations totales estivales calculées par SED en fonction des consommations totales estivales calculées par le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 combinant toutes les familles de facteurs

Nous observons une très bonne corrélation. Le tableau 68 résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED :

Indicateur	Polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations estivales
Nombre de points	356
Degrés de liberté	5
Moyenne de la réponse	53,94 kWh/m²/an
R^2	0,999
R^2 ajusté	0,996
RMSE	1,65 kWh/m²/an
CV(RMSE)	3,10%
MBE	$-5{,}6.10^{-12}$ kWh/m²/an
NMBE	~ 0%
F de Fischer	316,6
Facteur d'élargissement pour 95% de niveau de confiance	1,96
Précision absolue	3,23 kWh/m²/an
Précision relative	6,00%

Tableau 68: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 2 avec interactions d'ordre 2 calculant la consommation d'énergie totale estivale en fonction de tous les facteurs d'exploitation

Le coefficient de corrélation R^2 est très bon. Le CV(RMSE) de 3,1% et le NMBE de 0% sont conformes aux critères de l'IPMVP. La précision absolue est de 3,23kWh/m²/an, soit 6%.

F. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats permettant de répondre aux objectifs, à savoir de valider la méthode choisie dans le chapitre 2 en calculant l'erreur de modélisation et vérifier qu'elle soit conforme aux exigences de l'IPMVP tout en ayant un nombre réduit de simulations à effectuer. Nous avons également pu vérifier l'ordre de grandeur du nombre de paramètres influents, le nombre de simulations nécessaires, l'adéquation de la forme des polynômes et de la formulation des facteurs.

L'erreur de modélisation a été calculée pour un modèle des besoins de chauffage, des consommations de chauffage, des consommations de climatisation et des consommations totales tous usages hivernales et estivales, et ce en fonction des différentes familles de facteurs « comportements », « usages et process », « exploitation CVC » et « climat ». Dans tous les cas, l'erreur de modélisation, qui est exprimée par les coefficients RMSE et CV(RMSE,) répond aux critères de l'IPMVP et de l'ASHRAE. Le nombre maximum de simulations nécessaires a été de 356, ce qui est conforme au critère de 500 simulations maximum, fixé initialement.

Les plans d'expérience D-optimaux prouvent ainsi leur efficacité pour construire des modèles polynomiaux des consommations d'énergie tous usages en fonction des facteurs de la phase d'exploitation. Nous avons également pu vérifier qu'en cas de besoin d'améliorer la précision obtenue, il est possible d'appliquer un plan uniforme sur les facteurs influents identifiés par le plan D-optimal.

En excluant les interactions entre facteurs ou les termes d'ordre 2, les différents cas d'études montrent un nombre de facteurs influents compris entre 3 et 18. Cela dépend du périmètre des usages énergétiques modélisés et de la discrétisation des facteurs. Ainsi l'ordre de grandeur trouvé dans notre veille identifiant un ordre de grandeur de 10 est cohérent.

L'ordre des polynômes peut souvent être limité à un ordre 1 avec interactions d'ordre 2. Intégrer des termes d'ordre 2 peut améliorer la précision sans augmenter significativement le nombre de simulations à réaliser. Nous pouvons conclure qu'il n'est pas nécessaire de rechercher des polynômes d'ordre 3.

Nous avons vu que la définition de l'intervalle de variation min/max associé aux facteurs et le choix de leur pas de discrétisation était fondamental pour obtenir une précision suffisante avec un coût de calcul maîtrisé. Le choix de l'intervalle min/max correspond à la définition du domaine de validité du polynôme. Cela peut amener à considérer des contraintes de limites de variations de ces facteurs, soit pour des raisons techniques liées à la conception du bâtiment soit pour garantir la qualité de la modélisation dans un domaine donné. Une réflexion approfondie basée sur la connaissance a priori du site, sur les retours d'expérience, aujourd'hui nombreux, et sur le domaine de validité à considérer est absolument nécessaire pour que ce type d'approche puisse être utilisée à son plein potentiel.

La discrétisation temporelle des scénarios permet quant à elle d'améliorer la précision mais elle fait rapidement augmenter le coût de calcul. Ainsi un compromis doit être recherché.

Par ailleurs, le critère de tri p-value <0,01 doit être examiné de manière critique même si la valeur par défaut de 0,01 peut être considérée comme un bon point de départ. Un jugement physique est nécessaire sur les paramètres qui ont une p-value proche de cette valeur.

Nous avons pu démontrer que les facteurs d'usages et d'exploitation peuvent être représentés par des moyennes journalières sur le pas de temps du modèle (par exemple la saison ou le mois), à l'instar des DJUs pour le climat. Il s'agit d'une conclusion importante pour le suivi et la compréhension de la performance des bâtiments basse consommation. Nous distinguons d'une part les moyennes représentatives de l'usage qui permettent de qualifier l'intensité d'usage et la qualité des comportements, et d'autre part les moyennes représentatives de l'exploitation qui permettent de qualifier un écart par rapport au fonctionnement théorique décrit par une analyse fonctionnelle de référence.

Le pas de temps du modèle peut être long (mensuel, semestriel, annuel) et les moyennes représentant l'intensité d'usage et les indicateurs d'exploitation sont définies sur ces pas de temps. Ceci est dû au fait que la sortie que l'on cherche à calculer est la consommation d'énergie, qui est fondamentalement une intégrale. Il en serait tout autrement si l'on cherchait à calculer le confort thermique ou une puissance de dimensionnement, pour lesquels les informations de plus haute fréquence seraient nécessaire et nécessiteraient sur d'autres méthodes de modélisation. L'effet lissant des moyennes doit cependant être considéré avec précaution eut égard à la couverture de l'espace des données d'entrée et de sortie. Ceci est à évaluer au cas par cas en fonction de la précision souhaitée.

Les coefficients de polynômes représentent des consommations liées à des unités fonctionnelles d'usage ou d'exploitation. Ces coefficients sont très intéressants pour relier consommation énergétique et intensité d'usage.

Lors de la création du polynôme calculant les consommations tous usages, nous avons fait varier les facteurs d'étude sur des intervalles représentatifs de situations réalistes. Nous pouvons alors analyser l'influence de tous ces facteurs par rapport aux échelles de consommations des bureaux. Nous rappelons que le calcul de la consommation d'énergie finale totale sur le bureau type considéré est défini par la somme des consommations hivernales et estivales. Le plan d'expérience montre des consommations minimales de 21,9kWhef/m²/an et des consommations maximales de 249kWhef/m²/an. Nous pouvons constater une variation de plus d'un facteur 10. En termes d'énergie primaire, cela varie entre 54kWhep/m²/an et 567kWhep/m²/an, également plus d'un facteur 10. La figure 105 ci-dessous reprend l'échelle des consommations réelles constatées selon le baromètre OID 2017, et nous voyons que selon les valeurs des paramètres de la phase exploitations, la classe énergétique varie entre B et F. La moyenne des consommations calculées dans ce plan d'expérience est de 310,5kWhep/m²/an, ce qui est relativement proche de la moyenne constatée pour les « bureaux RT2012 » :

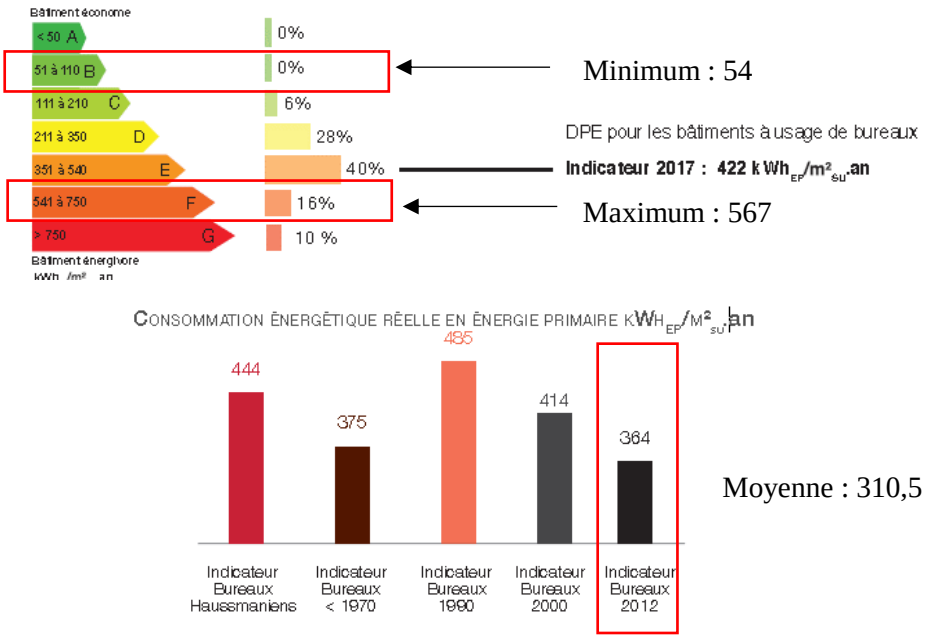


Figure 105: Positionnement des consommations minimum, maximum et moyenne du plan d'expérience pour la construction d'un polynôme calculant les consommations énergétiques totales sur l'échelle des consommations des bureaux du baromètre OID 2017

Ces résultats appuient les constats mis en lumière dans le chapitre 1 concernant l'importance des usages sobres et de l'exploitation performante pour les bâtiments basse consommation. Les incertitudes liées aux facteurs de la phase d'exploitation sont grandes et les surfaces de réponses polynomiales permettent

de donner une pondération explicite aux facteurs influents, ce qui peut être un outil précieux d'aide au suivi énergétique et de réduction des risques sur les consommations énergétiques réelles.

La méthode proposée permet donc d'identifier sur quels facteurs le risque est le plus élevé et de concentrer les efforts de mesures sur ces derniers afin de réduire l'incertitude. Dans le Chapitre 4, nous présenterons l'application de la méthode sur un cas réel instrumenté afin d'appliquer la deuxième partie de notre méthodologie. Ce cas d'étude nous permettra de construire un modèle polynomial sur un cas très complexe à partir d'un modèle de SED calibré sur l'existant. Ensuite, nous utiliserons les données mesurées en tant que données d'entrées du modèle polynomial et nous comparerons les valeurs calculées avec les consommations réelles.

Chapitre 4 : Application de la méthode complète au suivi énergétique d'un bâtiment à usages très variables : La Fondation Louis Vuitton

A. Objectifs et méthodologie

Sur la base des acquis méthodologiques issus du Chapitre 3, nous proposons d'appliquer notre méthode sur un cas d'étude directement en lien avec la problématique de l'intensité d'usage et de la qualité de l'exploitation. La Fondation Louis Vuitton est un bâtiment culturel, avec des plannings d'exposition et une fréquentation variable, des exigences de conditionnement qui dépendent de la nature des expositions et outre les galeries d'art, elle comporte de nombreux types de locaux. Ce site présente ainsi des difficultés qui rendent la prédiction de sa consommation d'énergie et la mesure de son intensité d'usage complexes.

Nous avons choisi ce cas complexe parce qu'il est instrumenté et que nous avions accès à des données permettant d'analyser son fonctionnement. Ainsi, nous avons pu tester la méthode à la fois au niveau de l'erreur de modélisation et également au niveau de l'erreur issue de la propagation des incertitudes du dispositif de M&V en place sur le site. Un tel cas nous permet de vérifier avec quel degré de précision nous pouvons calculer une consommation et son incertitude pour une intensité d'usage et une qualité d'exploitation mesurée.

Dans ce chapitre, nos objectifs consistent à :

- Déterminer si la méthode validée au Chapitre 3 peut être employée sur un cas complexe et donner un niveau de précision satisfaisant
- Si tel est le cas, de préciser quelles sont les éventuelles conditions supplémentaires à prendre en compte
- Établir la correspondance entre le modèle et les mesures à disposition
- Déterminer l'incertitude globale résultant à la fois de l'erreur de modélisation et celle issue de la propagation des incertitudes sur les données d'entrées

Nous mettrons en œuvre la méthode définie dans le Chapitre 2 (figure 61), et affinée dans le Chapitre 3, pour construire le métamodèle des consommations d'énergie tous usages de la Fondation Louis Vuitton.

Pour ce faire, nous exploiterons sur les données mesurées sur site, dont nous avons fait une analyse approfondie, pour :

- Comprendre le mode de fonctionnement des installations
- Définir des facteurs pertinents pour la construction d'un métamodèle
- Calibrer un modèle SED sur les données de l'année de mesure dont nous disposons (2015)
- Construire un métamodèle à partir de la SED
- Calculer l'incertitude de modélisation

Cette première étape nous permettra notamment de valider l'application de cette méthode sur un cas beaucoup plus complexe que l'espace type de bureaux utilisé dans le Chapitre 3. Nous présenterons en outre les éléments supplémentaires de la méthode de construction du métamodèle qui ont pu être mis en lumière pour atteindre cet objectif.

Une fois le métamodèle construit et l'erreur de modélisation calculée, nous appliquerons la seconde partie de la méthode d'aide à la réduction des incertitudes sur les consommations, illustrée sur la figure 106 ci-dessous, en nous servant des points de mesure en place sur site.

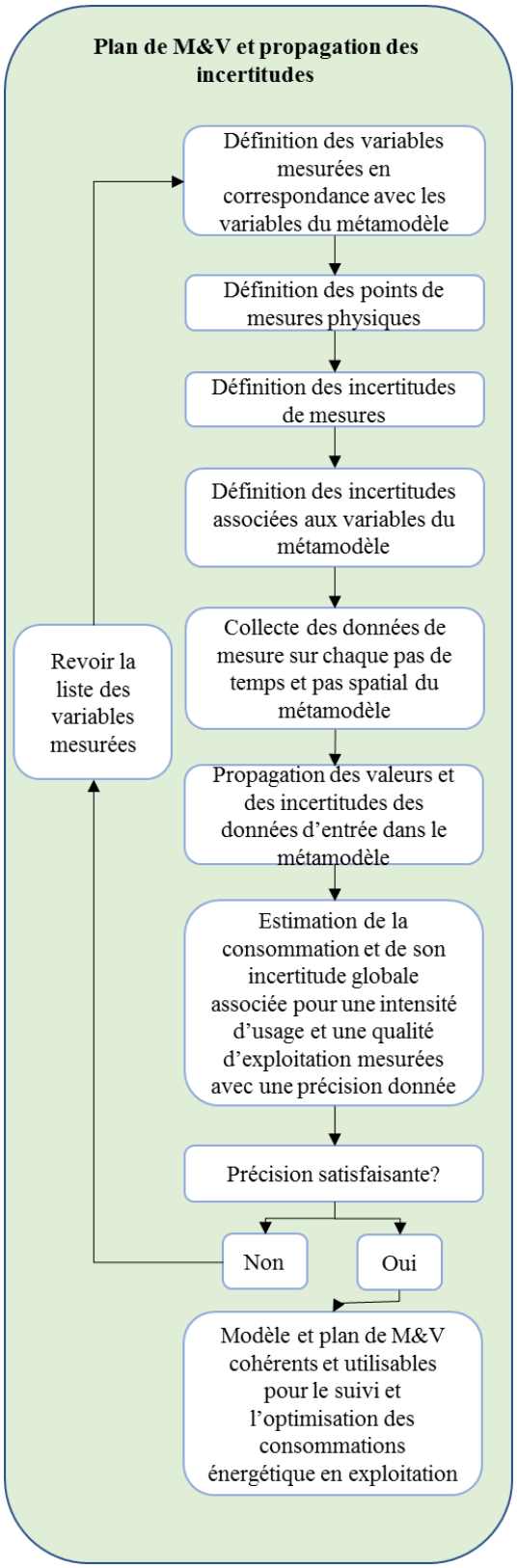


Figure 106: Méthode de mise en correspondance entre le métamodèle et le plan de M&V pour la propagation des incertitudes

Après avoir réalisé la propagation des incertitudes à travers le métamodèle, nous déterminerons la précision globale de l'estimation des consommations par rapport aux valeurs réelles ainsi que sur les possibilités d'améliorer cette précision.

B. Description du bâtiment étudié

1. Géométrie

Ce bâtiment de 11000m² possède une géométrie atypique et complexe, comme l'illustre l'image de la figure 107, ci-dessous :

Figure 107: Photo de la Fondation Louis Vuitton (Copyright : Daniel Rodet et Frank Gehry (architecte du bâtiment) — Week-end inaugural (vue depuis le jardin d'acclimatation), CC BY-SA 3.0, https://fr.wikipedia.org/w/index.php?curid=8433744)

Le bâtiment peut, thermiquement, être considéré comme ayant trois « peaux » :

- La première peau étant constituée des voiles de verre
- La seconde peau, le clos-couvert étanche, est constituée des systèmes appelés « vides d'iceberg » et des baies de menuiseries extérieures
- Enfin, à l'intérieur de certains des icebergs se trouve un cloisonnement final, délimitant les zones principales

La géométrie des voiles et des icebergs est extrêmement complexe et une modélisation thermique exacte de celle-ci n'est pas réalisable ni utile. Il existe notamment un certain nombre de courbures, or les modèles thermiques effectuent leurs calculs sur des surfaces planes. Reproduire l'ensemble des courbes du bâtiment entraînerait la modélisation d'innombrables minuscules surfaces planes approximant les courbes. Cela aurait deux conséquences majeures : un temps de calcul déraisonnable, et un risque d'erreur et de divergence accru sans être assuré d'avoir une meilleure précision des résultats. De plus, d'après notre connaissance du site, nous considérons que les incertitudes concernant les caractéristiques des peaux extérieures et la modélisation de ces dernières ont un impact faible sur les consommations du bâtiment en comparaison de celle de la régulation ou des scénarios d'usage. Ainsi, les galeries, constituant les principales zones conditionnées, sont à minima protégées de l'extérieur par les trois « peaux ». La précision géométrique de la modélisation des différentes peaux suit la méthode suivante :

- Parois intérieures des principaux espaces conditionnés : précision maximale, afin de représenter les surfaces et la volumétrie des zones aussi fidèlement que possible.
- Icebergs : modélisation géométrique approchée par triangularisation, permettant un respect à +/-10% des surfaces et des volumes en jeu. En effet, ces surfaces sont séparées des principales zones conditionnées par des volumes « tampon » et leur effet thermique est donc amoindri. Pour mener à bien cette simplification, nous avons récupéré le modèle 3D du bâtiment. Celui-ci n'étant pas exploitable en l'état par un logiciel de simulation thermique dynamique, nous

l'avons converti dans des formats permettant une simplification et l'utilisation en simulation thermique dynamique (STD).

- Voiles : modélisation géométrique approchée par triangularisation, selon la même logique que pour les icebergs concernant la précision car les voiles servent surtout de protection solaire

En dépit de ces approximations, le modèle géométrique qui a été élaboré pour la modélisation énergétique est composé de 9590 éléments de surfaces. La méthode s'est faite en deux temps :

- Simplification (triangularisation de la maquette sketchup)
- Importation dans DesignBuilder (interface d'EnergyPlus)

La figure 108 ci-dessous montre la version originale et la version triangulée de la maquette numérique du bâtiment réalisée d'abord sous Sketch Up :

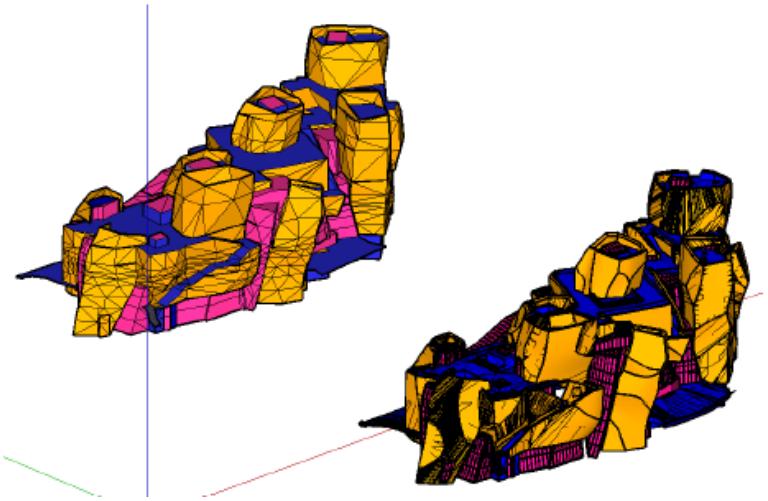


Figure 108: Maquette sketch up du projet (à droite) et sa version triangularisée (à gauche)

La figure 109 ci-dessous montre le modèle, avec et sans les voiles, de la maquette triangulée importée dans DesignBuilder :

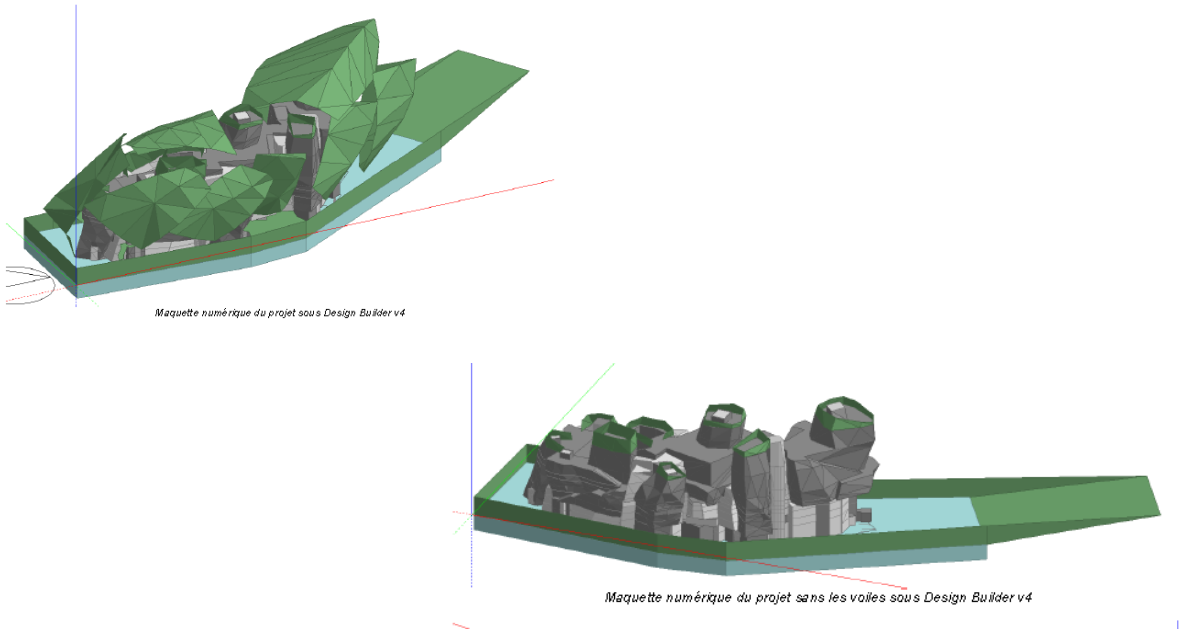


Figure 109:Maquette du projet importée sous DesignBuilder avec voiles (à gauche) et sans voiles (à droite)

2. Zonage

a) Zones occupées

La modélisation thermique d'un bâtiment requiert de regrouper différents locaux en des zones thermiques équivalentes. En effet, des zones ayant la même orientation, possédant les mêmes apports internes, étant conditionnées de la même manière, peuvent être regroupées pour le calcul des besoins et des consommations énergétiques. Dans le but de simplifier le modèle, nous avons également englobé certaines petites zones au sein de zones plus grandes car, bien qu'occupées différemment, celles-ci sont en général conditionnées par les mêmes CTA que les plus grandes zones voisines.

Afin de réaliser une SED donnant des résultats réalistes, il convient de bien préparer le zonage car ce dernier constitue une première synthèse importante des caractéristiques du bâtiment et contient déjà des hypothèses et des approximations. Notamment, la méthode employée doit pouvoir permettre de faire varier les facteurs d'exploitation et d'usage en restant cohérent avec la conception des systèmes techniques installés.

Nous avons élaboré une méthode pour réaliser le zonage thermique dans le but de faire se rejoindre la description des usages et celle des systèmes techniques. Cette méthode est décrite par la figure 110 ci-dessous :

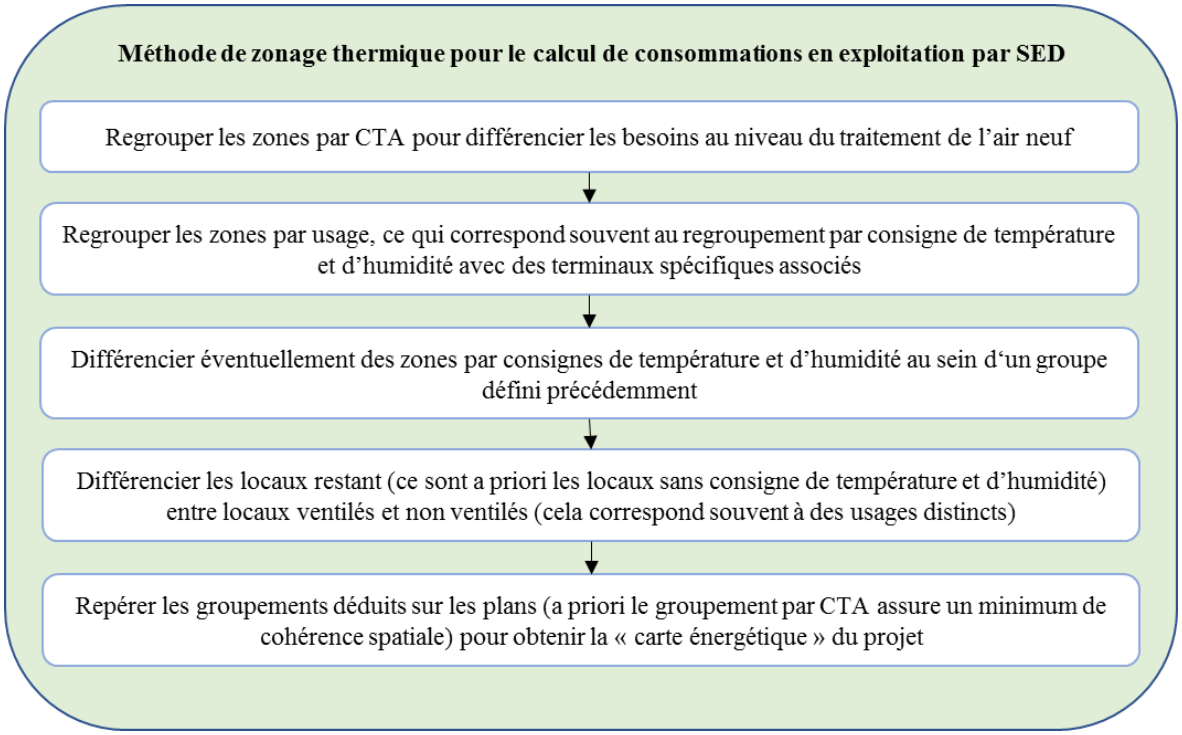


Figure 110: Méthode de zonage thermique pour le calcul des consommations énergétiques par SED

Cette méthode permet de créer une « carte énergétique » du projet en assurant une cohérence entre les trois aspects déterminant la consommation d'énergie en phase exploitation, à savoir les usages, la technique et la thermique.

Dans la logique de la méthodologie, décrite dans le Chapitre 3 par la figure 62, cette méthode de zonage permet de préparer un niveau supérieur de regroupement pour la construction du métamodèle, en lien avec la définition de son pas spatial. La structure du métamodèle doit être la formulation la plus synthétique de ces regroupements permettant d'obtenir une précision convenable sur la prédiction des consommations d'énergie.

Nous illustrons ci-dessous des exemples du zonage effectué pour quelques niveaux, l'un comprenant des locaux divers, les autres des locaux tertiaires et des galeries principalement :

Niveau de sous-sol avec locaux divers

La figure 111 montre un niveau de sous-sol décomposé en 7 zones, décrites ci-dessous d'ouest en est :

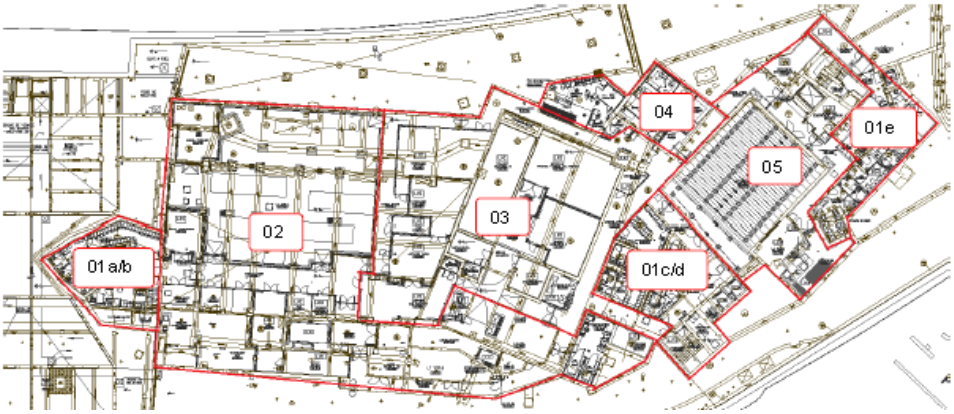


Figure 111: Zonage thermique d'un niveau de sous-sol

- 01a/b : les vestiaires, sanitaires et circulations associées, sur deux niveaux
- 02 : l'ensemble des locaux techniques, du local chiller au local CFA, avec les circulations associées
- 03 : l'ensemble des locaux de stockage d'œuvres et d'atelier, avec les circulations associées
- 04 : le bloc cuisine
- 01c/d : l'ensemble des vestiaires, sanitaires et circulations associées, sur deux niveaux
- 05 : l'espace renfermant les mécanismes de gradin, sous le forum, ainsi que les locaux techniques, de stockage et de circulation associés
- 01e : l'ensemble des loges, sanitaires et circulations associées

Niveau de locaux variés

La figure 112 montre le niveau constituant le rez-de-chaussée, composé de plusieurs types de locaux :

Figure 112: Zonage thermique d'un niveau de locaux variés

Nous avons décomposé ce niveau en :

- 22 : une zone hall personnel comprenant les SAS associés
- 23 : une zone aire de livraison-circulation et locaux techniques associés
- 24 : une zone billetterie

- 25 : la galerie 4
- 26 : la librairie
- 27a : le hall principal
- 27b : une zone regroupant les vestiaires, les sanitaires et l'accueil
- 28 : une zone comprenant les escalators ainsi que les locaux adjacents
- 29a : une zone de cuisine et de préparation
- 29b : une zone de cafétéria

Niveau de galeries

La figure 113 montre un niveau de galeries :

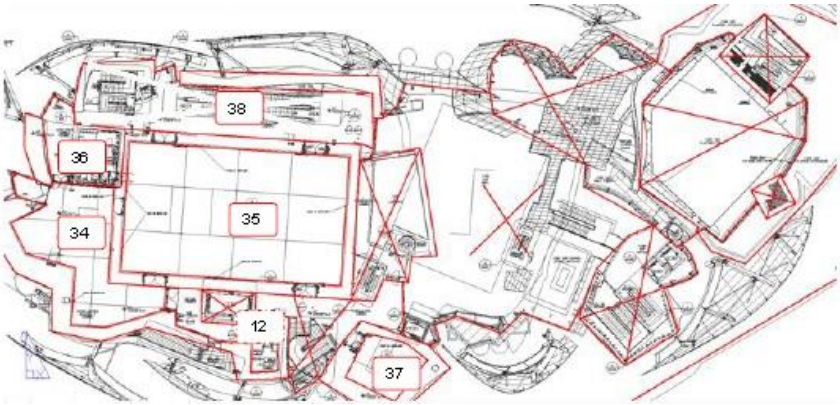


Figure 113: Zonage thermique d'un niveau de galeries

Nous avons décomposé ce niveau en :

- 34 : la zone des galeries 6 et 7
- 35 : la galerie 5
- 36 : une zone sanitaire et de circulation entre les deux zones précédentes
- 37 : la galerie 8
- 38 : la zone escalator

b) Vides d'iceberg

En plus des zones « occupées », il s'est avéré nécessaire de représenter certains vides d'icebergs et de construction comme des zones à part entière, et non comme de vastes lames d'air intégrées aux parois.

En effet, ces vides sont ventilés mécaniquement, par ventilation double-flux avec récupération de chaleur, afin de maintenir leur température à un niveau suffisant pour éviter la condensation car les vides d'iceberg sont traversés par des poutres métalliques structurelles.

3. Données météorologiques

Nous utilisons les données climatiques horaires de la station Paris-Orly, provenant de la base de données IWEC. Les valeurs mensuelles des températures sont données par le tableau 69 :

Mois	Minimum	Maximum	Moyenne
Janvier	-5,2°C	13,5°C	3,9°C
Février	-4,0°C	11,3°C	4,2°C
Mars	-1,5°C	17,0°C	7,0°C
Avril	0,8°C	22,0°C	10,0°C
Mai	6,0°C	26,3°C	14,3°C
Juin	7,0°C	26,0°C	16,8°C

Juillet	10,0°C	30,0°C	19,4°C
Août	9,0°C	30,0°C	19,7°C
Septembre	6,9°C	27,5°C	15,7°C
Octobre	1,1°C	22,7°C	11,3°C
Novembre	-1,1°C	15,0°C	6,4°C
Décembre	-6,0°C	13,2°C	4,5°C
Annuel	-6,0°C	30,0°C	11,1°C

Tableau 69: Statistiques de températures moyennes mensuelles du fichier de données météorologiques horaires Paris-Orly IWEC

4. Enveloppe

a) Parois opaques

Il existe une grande diversité de parois opaques sur ce bâtiment. Le tableau 70 ci-dessous récapitule les compositions des principales parois :

Elément de construction	**Composition (de l'intérieur vers l'extérieur)**	**Coefficient U global**
Mur extérieur des galeries 1, 2 et 3	Pierre 3cm / lame d'air 2cm / isolant 10cm / béton armé 30cm	U=0,32W/m².K
Iceberg compact (y compris ponts thermiques ponctuels)	Ductal 2,5cm / lame d'air 15cm / métal 0,1cm / isolant 17cm / métal 0,3cm	U=0,27W/m².K
Iceberg déporté (y compris ponts thermiques ponctuels)	Foamglass 20cm / béton 47,5cm (en moyenne)	U=0,28W/m².K
Cloison intérieure des galeries sur vide de construction	Laine de roche 15cm / plâtre 4,5cm	U=0,23W/m².K
Cloison intérieure des vides de construction sur circulation	Béton armé 30cm / plâtre 2,5cm	U=2,2W/m².K
Cloisons intérieures sur vide d'iceberg	Plâtre 2,5cm / laine de roche 10cm	U=0,33W/m².K
Parois intérieures vitrées	Vitrage non isolant	U=2,5W/m².K
Toitures terrasses accessibles sur locaux chauffés	Faux-plafond selon local / dalle béton 20cm / foamglass 15cm / étanchéité / protection béton 6cm / lame d'air / pierres 7cm	U=0,18W/m².K
Plancher haut sur bassin	Plâtre 1,3cm / isolant 10cm / béton 20cm / pierres 10cm	U=0,36W/m².K

Tableau 70: Composition des principales parois du projet

b) Baies vitrées

Le bâtiment est relativement vitré, et au vu des nombreuses contraintes auxquelles les vitrages peuvent être soumis, il en existe une grande diversité. On en recense 27 types. Nous avons regroupé les vitrages aux propriétés thermiques équivalentes, listées dans le tableau 71 ci-dessous :

Dénomination	Ug (W/m².K)	FS (%)	T_L(%)
Vitrage toiture 1	1,2	26%	37%
Vitrage toiture 2	1,2	40%	67%
Double vitrage vertical	1,1	61%	81%
Simple vitrage	5,6	88%	90%

Tableau 71: Caractéristiques des surfaces vitrées du projet

Les baies vitrées sont complétées par des panneaux-sandwich opaques contenant 40mm de ouate minérale, pour une performance globale U = 0,89W/m².K.

Enfin, nous nous basons également sur les calculs thermiques effectués sur les ouvrages de menuiseries extérieures dans leur ensemble, pour les performances globales des parois ainsi que les déperditions linéiques. Nous avons calculé la moyenne des valeurs des différentes baies vitrées. Le tableau 72 donne les valeurs obtenues :

	Vertical	Horizontal
Clair de vitrage	71%	63%
U_{cw} (W/m².K)	1,68	1,68
FS_{cw} (%)	43%	16%
TL_{cw} (%)	57%	23%

Tableau 72: Performances globales moyennes des surfaces vitrées

c) Les voiles

En ce qui concerne les voiles, nous nous sommes basés sur une étude qui avait été effectuée pour évaluer la température atteinte par le verre feuilleté pour obtenir une valeur du facteur solaire et de la transmission lumineuse, estimés à 41% et 44% respectivement.

De plus, nous avons pris en compte les effets d'ombrage des différents éléments structurels. En ce qui concerne la contribution de la structure tertiaire, nous pouvons calculer une proportion de clair de vitrage à partir des linéaires de montants et de traverses, ainsi que de l'épaisseur de ceux-ci. Nous obtenons alors un clair de vitrage de 93%. Pour les structures primaires et secondaires, nous avons déterminé par analyse d'image le clair de vitrage minimal équivalent en nous basant sur la projection des éléments structurels sur le plan moyen de la voile, comme le montrent la figure 114 ci-dessous :

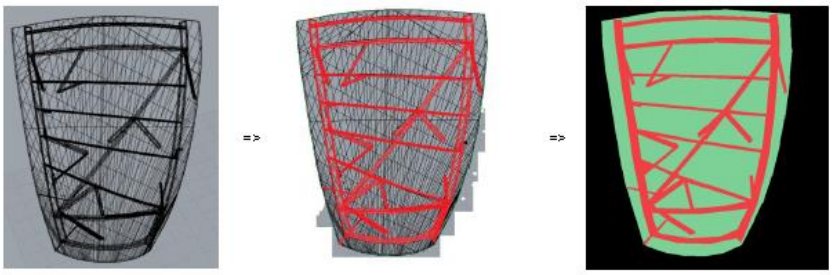


Figure 114: projection de la surface masquée par les structures 3D soutenant les voiles

Le tableau 73 résume la décomposition du facteur solaire global assigné aux voiles :

	FS (%)
Coefficient vitrage	41%
Clair de vitrage de la structure tertiaire	93%
Clair de vitrage de la structure primaire et secondaire	73%
Facteur solaire global équivalent	28%

Tableau 73:Décomposition du facteur solaire global des voiles

d) Protections solaires

Le tableau 74 résume les quatre types de stores qui ont été mis en place :

Référence	Transmission solaire	Absorption solaire	Transmission lumineuse
Soltis 99 – 2044	21%	8%	20%
Soltis B990 – 50360	0%	31%	0%
Soltis 92 – 2044	20%	10%	19%
Soltis B92 - 1044	0%	28%	0%

Tableau 74 : Caractéristiques thermiques des stores du projet

Les stores ne sont pas contrôlés automatiquement : bien que motorisés, leur déclenchement est manuel.

e) Masques et albédo

Le bâtiment domine son environnement immédiat et il est doté de voiles qui assurent le rôle de masques proches. Ainsi, aucun effet d'ombrage de l'environnement proche (arbres du bois de Boulogne et Jardin d'acclimatation) ne sera considéré.

En revanche, l'apport en termes d'ombrage et de réflexion du bassin et de ses parois, ainsi que des passerelles d'accès principales seront eux bien pris en compte. Pour cela, nous considérerons un coefficient de réflexion solaire et lumineuse pour ces surfaces de 40%.

5. Systèmes

a) CTA

Nous avons listé les caractéristiques principales des CTA dans le tableau 75 :

	Débits	humidificateur	Lampe UV	Filtrage	Batterie chaude (régime 60/52°C)	Batterie Froide (Régime 6/14°C)	Batterie chaude (régime 60/52°C)	Ventilateur soufflage	Ventilateur Extraction
nom de la CTA	soufflé							FSP (W/m3/s)	FSP (W/m3/s)
CTA Bureaux	10470 m3/h		Y	F5+F8	94,95 kW	42,21 kW		1685	1512
CTA café	9080 m3/h			F5+F8	58,55 kW	61,25 kW		2099	1261
CTA Forum	17000 m3/h		Y	F5+F8	123,40 kW	148,44 kW		2137	847
CTA G1	29656 m3/h	Y		F5+F8+PP*	189,44 kW	146,15 kW	110,24 kW	2333	1628
CTA G2	21946 m3/h	Y	Y	F5+F8+PP	144,67 kW	124,63 kW	74,48 kW	2074	1195
CTA G3	3355 m3/h	y		F5+F8+PP	20,12 kW	18,60 kW	11,37 kW	2293	1405
CTA G4	21221 m3/h	Y	Y	F5+F8+PP	136,21 kW	119,00 kW	70,45 kW	2025	1192
CTA G5	20000 m3/h	Y	Y	F5+F8+PP	145,39 kW	140,00 kW	73,32 kW	2114	1249
CTA G6/67	8740 m3/h	Y	Y	F5+F8+PP	66,46 kW	64,37 kW	27,90 kW	2218	2330
CTA G8	3395 m3/h	Y		F5+F8+PP	17,03 kW	18,60 kW	9,71 kW	2212	1405
CTA G9	20719 m3/h	Y	Y	F5+F8+PP	128,56 kW	122,00 kW	67,49 kW	2011	1190
CTA G10	13816 m3/h	y	Y	F5+F8+PP	75,99 kW	74,00 kW	41,75 kW	2047	1335
CTA G11	3682 m3/h	y		F5+F8+PP	20,14 kW	19,50 kW	12,53 kW	2304	1412
CTA Librairie	3972 m3/h		Y	F5+F8	4,00 kW	7,50 kW		1848	1090
CTA Lobby	20000 m3/h		Y	F5+F8	23,00 kW	26,00 kW		1928	1435
CTA Stockage	9255 m3/h			F5+F8	39,26 kW	157,54 kW		1878	1360
CTA Vestibule	3000 m3/h		Y	F5+F8	36,39 kW	101,15 kW	31,16 kW	1479	600
CTA VIP	1143 m3/h		Y	F5+F8	25,29 kW	14,86 kW		1085	678

Tableau 75: Principales caractéristiques des CTA du projet

*PP signifie : filtre CA type Camcarb enrobé au Permanganate de Potassium

Nous pouvons constater une diversité des classes de filtration et du traitement de l'humidité.

b) Ventilation des vides d'iceberg

Afin d'éviter des risques de condensation dans les vides d'iceberg, ceux-ci sont desservis par plusieurs caissons de ventilation double-flux de débit unitaire 200m3/h. Ils sont dotés d'un échangeur de chaleur d'efficacité sensible nominale de 93,4%, possèdent des filtres G4 pour l'air neuf et repris, et ont une puissance spécifique de ventilateurs globale de 0,76kW/(m3/s). Ces caissons sont mis en route dès lors que la température extérieure est inférieure à 10°C.

c) Planchers radiants et autres éléments terminaux

Les planchers radiants disposent de 2 modes : hiver et été. Le choix de ce mode se fait selon la température extérieure : si celle-ci est inférieure à 12°C en moyenne sur une semaine, le mode hiver est enclenché. Inversement, si la température extérieure moyennée sur une semaine dépasse 12°C, le mode été est enclenché. Les planchers radiants sont à débit constants et sont régulés afin de maintenir leur température de départ. En mode été, celle-ci est maintenue à 20°C, mais peut être augmentée en cas de risque de condensation au sol. Les planchers radiants sont alimentés au primaire par de l'eau chaude en régime 60/52°C. Pour l'eau glacée, les planchers radiants des zones des niveaux jusqu'à 36,2NVP (compris) sont desservies par un régime 16/20°C, alors que les niveaux supérieurs sont desservis par un régime 6/14°C. En dehors des planchers radiants, les éléments terminaux sont principalement des ventilo-convecteurs ou des batteries terminales, irrigués en régime 60/52°C ou 6/14°C.

d) Climatisation des locaux techniques

Les locaux techniques à fort dégagement de chaleur sont dotés d'équipements de climatisation. Cependant, nous n'avons pas, dans notre modèle, créé de zones spécifique pour chacun de ces locaux, tout d'abord afin de limiter le nombre de zones du modèle, et ensuite parce qu'il est hasardeux de prévoir

les dégagements de chaleur en dynamique dans ces locaux. De plus, ces locaux étant climatisés, leur impact thermique sur les locaux adjacents est faible. Une hypothèse de fonctionnement moyen annuel suffit à estimer les consommations des équipements de climatisation associés. Ainsi, nous n'intégrerons pas ces dégagements de chaleur dans la simulation dynamique, mais nous prendrons bien en compte les consommations des éléments de climatisation associés sur la base de notre expérience et de la calibration du modèle.

e) Production de chaud et de froid

Concernant la production de chaud, 2 thermofrigopompes (TFP) produisent, en mode chaud, une puissance calorifique de 757kW/groupe (60/52°C) pour un COP nominal de 3,49. Lorsque le mode froid est enclenché, un rejet de froid de 550kW/groupe (6/14°C) est disponible.

Concernant la production de froid les 2 TFP produisent en mode froid une puissance frigorifique de 650kW/groupe (6/14°C) pour un COP nominal de 4,89. Lorsque le mode chaud est enclenché, un rejet de chaud de 777kW/groupe (48-28/20°C) est disponible. Il y a également un « géo-cooling » sur nappe pour 120kW alimentant des planchers rafraîchissants. Tout ceci s'accompagne de plusieurs pompes :

- Pompes sur nappes, fonctionnant en débit variable
- Pompes sur échangeurs, fonctionnant en cascade et débit variable
- Pompes primaires, fonctionnant en cascade et débit constant
- Pompes secondaires de distribution, fonctionnant en débit variable

La production de chaud et de froid est modélisée dans une feuille de calcul Excel car un tel système ne fait pas partie de la base de données de systèmes disponible dans EnergyPlus. La modélisation effectuée permet de déterminer le passage des TFP entre le mode froid et le mode chaud, selon les critères de l'analyse fonctionnelle en vigueur, de calculer le « COP combiné » des TFP à chaque pas de temps, ainsi que les consommations des pompes associées. Une limite de cette approche est que cela n'est pas une modélisation complète du système prenant en compte les températures et débits d'eau aux bornes des TFP, ce qui ne nous permet pas de considérer les températures en question comme des facteurs possibles à intégrer dans la matrice d'expérience. Nous considérons que ceci est peu préjudiciable dans le sens où ces températures sont contraintes en exploitation afin de permettre au système de délivrer la puissance suffisante, notamment en mode chaud. Elles sont donc fixées ou varient très peu.

6. Points de mesure pour le M&V

Le site est bien instrumenté, à la fois en raison de sa certification HQE en phase conception/réalisation et également en raison des exigences techniques strictes de conditionnement des ambiances des galeries pour la conservation des œuvres. Ce dispositif de suivi peut donc être utilisé pour le suivi de la performance énergétique. Suivant les principes de l'IPMVP, il est possible d'effectuer ce suivi en se basant sur une consommation de référence, comme illustré par la figure 115 ci-dessous :

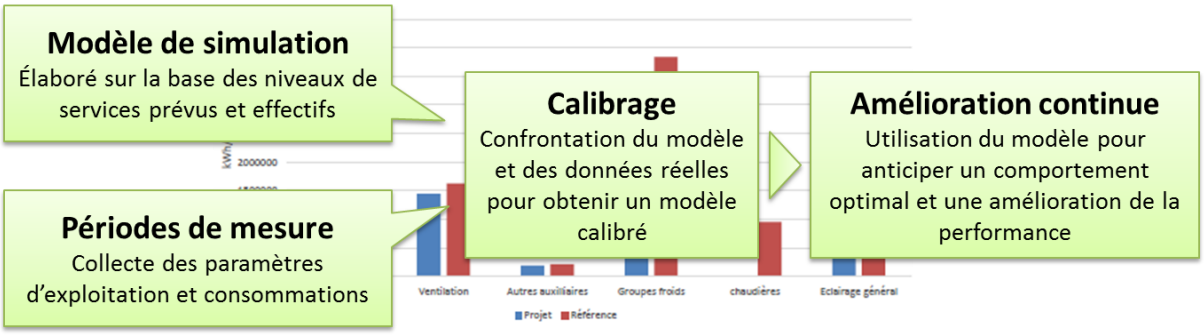


Figure 115: Principe du suivi énergétique en lien avec un modèle de SED calibré sur l'existant

Les données mesurées que nous avons obtenues, après extraction de la base de données de la GTB, pour les variables de fonctionnement correspondent à la période de juin 2015 à avril 2016.

a) Variables de fonctionnement

Parmi les nombreux points GTB disponibles, nous avons listé les points de mesures utiles au suivi de la performance énergétique qui sont disponibles soit directement depuis la GTB, soit par d'autres moyens. Nous en présentons une partie dans le tableau 76 ci-dessous :

Bureaux					
	scénario d'occupation: période occupée/période inoccupée/arrêt	paramètre	Journal	-	-
	débits d'air soufflé pour les scénarios période occupée / période inoccupée	paramètre	Journal	-	%
	Consigne de température minimale	paramètre	Journal	-	°C
	Consigne de température maximale	paramètre	Journal	-	°C
	Nombre d'occupants		Moyenne	1 fois	personne
CTA bureaux					
	Consigne de température de soufflage	paramètre	Journal	-	°C
	Température air neuf	TM	continu	10minutes	°C
	Température air soufflé	TM	continu	10minutes	°C
	Vanne batterie froide	TR	continu	10minutes	%
	Vanne batterie chauffage	TR	continu	10minutes	%
	Variateur ventilateur reprise	TR	continu	10minutes	%
	Variateur ventilateur soufflage	TR	continu	10minutes	%
	Pression soufflage	TM	continu	10minutes	kPa
	Pression reprise	TM	continu	10minutes	kPa
	Marche ventilateur soufflage	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut ventilateur soufflage	TS ou TA	Journal	-	-
	Marche ventilateur reprise	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut ventilateur reprise	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut préfiltre	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut filtre	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut gel	TS ou TA	Journal	-	-
	FdC registre air neuf	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut fumée	TS ou TA	Journal	-	-
	Commutateur auto/manu	TS ou TA	Journal	-	-
	Ouverture registre isolement	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut Détection Incendie	TS ou TA	Journal	-	-
	clapets coupe-feu	TS ou TA	Journal	-	-
Galerie 1 à 11	scénario d'occupation: ouvert au public / fermé au public / cocktail	paramètre	Journal	-	-
	Consigne de température minimale	paramètre	Journal	-	°C
	consigne de température maximale	paramètre	Journal	-	°C
	Consigne de qualité d'air	paramètre	Journal	-	ppm
	consigne d'hygrométrie minimale	paramètre	Journal	-	%
	consigne d'hygrométrie maximale	paramètre	journal	-	%
	Proportion minimale d'air neuf soufflé	paramètre	Journal	-	%
	Surpression	paramètre	Journal	-	Volume/heure
	débits d'air soufflé pour les modes ouvert au public / fermé au public / cocktail	paramètre	Journal	-	%
	horaires d'ouvertures		Journal	-	-
	point de consigne éclairage	paramètre	Journal	-	lux
	heures de fonctionnement éclairage		-	quotidien	-
plancher réversible galeries 1 à 11					
	horaires de fonctionnement des planchers chauffants	paramètre	Journal	-	-
	Plage de temps pour la moyenne glissante de la température extérieure pour la t	paramètre	Journal	-	heures
	plage de temps pour la moyenne glissante de la température extérieure pour le l	paramètre	Journal	-	jours ou heures
	Seuil de basculement en mode chaud ou froid pour les planchers réversibles	paramètre	Journal	-	°C
	commande inversion fluide	TC	Journal	-	-
	marche pompe	TS ou TA	Journal	-	-
	Température de départ	TM	Continu	10minutes	°C
	Température de surface	TM	Continu	10minutes	°C
	Vanne V3V régulation	TR	continu	10minutes	%

CTA Galerie 1 à 11					
	Température air neuf	TM	continu	10minutes	°C
	hygrométrie air neuf	TM	continu	10minutes	%
	Qualité air neuf	TM	continu	10minutes	ppm
	Température air repris	TM	continu	10minutes	°C
	hygrométrie air repris	TM	continu	10minutes	%
	Qualité air repris	TM	continu	10minutes	ppm
	Pression soufflage	TM	continu	10minutes	kPa
	Pression reprise	TM	continu	10minutes	kPa
	Température air mélange	TM	continu	10minutes	°C
	hygrométrie air mélange	TM	continu	10minutes	%
	Qualité air mélange	TM	continu	10minutes	ppm
	Température air soufflage	TM	continu	10minutes	°C
	hygrométrie air soufflage	TM	continu	10minutes	%
	Température préchauffage	TM	continu	10minutes	°C
	Température air ambiant 1	TM	continu	10minutes	°C
	Température air ambiant 2	TM	continu	10minutes	°C
	hygrométrie air ambiant 1	TM	continu	10minutes	%
	hygrométrie air ambiant 2	TM	continu	10minutes	%
	Registre modulant d'air neuf	TR	continu	10minutes	%
	Registre modulant mélange	TR	continu	10minutes	%
	Registre modulant rejet	TR	continu	10minutes	%
	Variateur ventilateur reprise	TR	continu	10minutes	%
	Variateur ventilateur soufflage	TR	continu	10minutes	%
	Vanne batterie préchauffage	TR	continu	10minutes	%
	Vanne batterie froide	TR	continu	10minutes	%
	Vanne batterie chauffage	TR	continu	10minutes	%
	Réglage humidificateur	TR	continu	10minutes	%
	Marche ventilateur soufflage	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut ventilateur soufflage	TS ou TA	Journal	-	-
	Marche ventilateur reprise	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut ventilateur reprise	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut préfiltre	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut filtre	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut gel	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut humidificateur	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut fumée	TS ou TA	Journal	-	-
	Commutateur auto/manu	TS ou TA	Journal	-	-
	Ouverture registre isolement	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut Détection Incendie	TS ou TA	Journal	-	-
	Défaut UV	TS ou TA	Journal	-	-
	clapets coupe-feu	TS ou TA	Journal	-	-
	Commande humidificateur	TC	Journal	-	-
	Commande ventilateur soufflage	TC	Journal	-	-
	commande ventilateur reprise	TC	Journal	-	-
	Commande UV	TC	Journal	-	-

Tableau 76: Extrait des points GTB utilisés pour le suivi énergétique

Il y a d'autres CTA et locaux dont les mêmes types de paramètres de fonctionnement sont mesurés, mais que nous ne détaillerons pas ici :

- Zone et CTA jeunes artistes
- Zone et CTA librairie
- Zone, planchers radiants et CTA lobby
- Zone et CTA vestibule
- Zone et CTA VIP
- Zone et CTA Café
- Zone et CTA Forum
- Zone et CTA œuvres et stockage

Par ailleurs, la production de chaud et de froid est suivie au niveau de toutes les températures et pressions au niveau des départs et retours des condenseurs et évaporateurs des TFP. En lien avec le fonctionnement de ces TFP, plusieurs consignes et seuils, listés dans le tableau 77 ci-dessous, sont suivis :

Mode chaud prioritaire ou froid prioritaire	réglage	journal	-	-
Consigne de température de départ réseau secondaire froid en mode froid prioritaire	réglage	journal	-	°C
Consigne de température de départ réseau secondaire chaud en mode chaud prioritaire	réglage	journal	-	°C
Consigne de température de sortie condenseur en mode priorité chaud	réglage	Journal	-	°C
Seuil de température extérieure moyennée de basculement entre priorité chaud et froid	réglage	journal	-	°C
plage de temps de moyenne pour la température extérieure pour le basculement entre priorité chaud et froid	réglage	journal	-	h
Consigne de température d'entrée condenseur en mode priorité froid	réglage	journal	-	°C
Seuil haut de température extérieure moyennée pour loi de régulation température d'entrée condenseur en mode priorité froid	réglage	journal	-	°C
Température de consigne sortie évaporateur en mode priorité chaud	réglage	journal	-	°C
Température de consigne sortie évaporateur en mode priorité froid	réglage	journal	-	°C
température départ général puits	TM	continu	10minutes	°C
température retour général puits	TM	continu	10minutes	°C
température départ puit craie 1	TM	continu	10minutes	°C
température retour puit craie 1	TM	continu	10minutes	°C
température départ puit craie 2	TM	continu	10minutes	°C
température retour puit craie 2	TM	continu	10minutes	°C
température départ puit lutétien 1	TM	continu	10minutes	°C
température retour puit lutétien 1	TM	continu	10minutes	°C
température départ puit lutétien 2	TM	continu	10minutes	°C
température retour puit lutétien 2	TM	continu	10minutes	°C
température départ puit plancher	TM	continu	10minutes	°C
température retour puit plancher	TM	continu	10minutes	°C

Tableau 77: Extrait des points GTB pour le suivi des TFP sur nappe

Nous n'avons pas d'historique de points de mesure pour la zone cuisine sur cette période. La température d'ambiance dans les locaux de bureaux et certains locaux tertiaires n'est pas suivie, de même que le pourcentage du registre de mélange d'air neuf pour les CTA Café, VIP, libraire, forum et vestibule.

Enfin, nous avons à disposition les données de fréquentation quotidienne du site et les horaires d'ouvertures.

b) Compteurs d'énergie

Le site est équipé de compteurs concessionnaires pour les relevés fournisseurs. Ces compteurs concessionnaires font foi sur la consommation totale du site qui fonctionne entièrement à l'électricité, c'est-à-dire qu'on ne leur assigne aucune incertitude de mesure (IPMVP, 2012).

Les relevés électriques disponibles couvrent la période d'avril 2015 jusqu'à février 2018. Les consommations sont relativement stables en dépit de la variabilité supposée des usages du site, comme cela est visible sur la figure 116, montrant les relevés mensuels de consommation sur la période représentée de janvier 2016 à février 2018 :

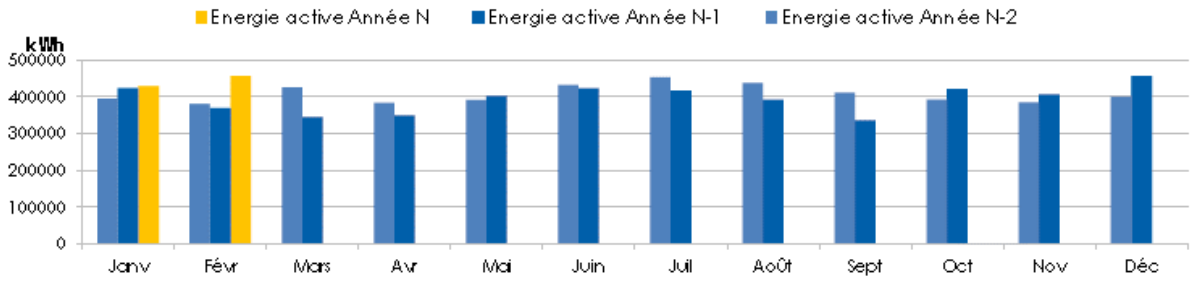


Figure 116: Relevés de consommation d'électricité sur la période de janvier 2016 à février 2018

En ordre de grandeur, la Fondation Louis Vuitton consomme, de manière relativement stable d'une année sur l'autre, 4800MWh/an, soit environ 436kWh/m²/an pour une surface de 11000m².

Par ailleurs, un nombre important de sous-compteurs est installé pour le suivi énergétique par poste. Notre analyse initiale de ce sous-comptage a montré qu'il ne permettait pas d'obtenir directement l'intégralité de l'énergie consommée mensuellement telle que mesurée par les compteurs concessionnaires. En effet, nous constatons une différence des relevés, illustré sur la figure 124, qui indique que les sous-compteurs ne contiennent pas l'intégralité des consommations, selon un principe d'échantillonnage déterminé en phase conception :

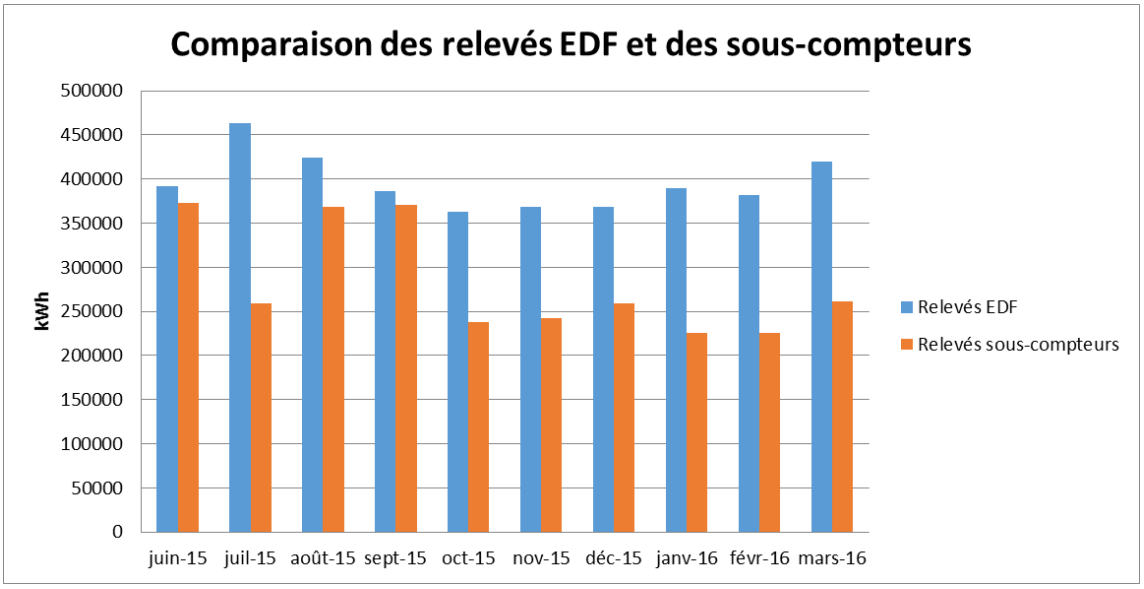


Figure 117: Comparaison entre les données issues des relevés EDF et celles issues des relevés des sous-compteurs sur la période d'avril 2015 à décembre 2015

De plus, il n'existe pas de relevés de données au pas horaire concernant la puissance des équipements d'éclairage et d'autres équipements spécifiques, ni de leur temps de fonctionnement.

Par conséquent, nous ne pouvons pas nous en servir pour analyser la décomposition de la consommation totale ni pour extraire des informations sur les consommations de certains postes ce qui aurait permis de réduire l'incertitude sur certaines variables d'usage des espaces, par exemple les usages spécifiques de l'électricité dans les galeries, liées aux équipements consommateurs d'énergie utilisés par les artistes.

Cependant, quelques sous-compteurs peuvent être utilisés pour aider à calibrer certains postes de consommations (TFP) ou pour croiser des informations de puissances installées et de temps de fonctionnement, récoltées sur site. Ceci a été possible pour les escaliers mécaniques, la fontainerie, l'éclairage extérieur, l'œuvre « Grotto », la plomberie et pompes associées. Ces sous-compteurs nous ont donc permis de caractériser certains usages « process » de l'énergie.

En conclusion, le site est bien instrumenté pour la prévention des risques concernant les œuvres dans les galeries, ce qui constitue l'objectif principal de l'instrumentation. Concernant le suivi de la performance énergétique globale, il manque des points de mesures permettant le relevé au pas horaire, en particulier pour les consommations d'électricité spécifique (éclairage, équipements spécifiques expositions, équipements de bureautique) ainsi que le suivi des puissances et consommation des concessionnaires (restaurant et librairie).

Ces manques se traduisent par des incertitudes sur l'estimation des consommations d'énergie car certains de ces facteurs sont des paramètres déterminants de la consommation énergétique, comme nous le verrons dans les parties suivantes.

7. Caractérisation des usages des espaces

Pour le scénario de référence, défini sur la base de l'analyse des données mesurées à notre disposition, d'un audit sur site et de la calibration du modèle SED qui a été réalisé, nous avons pu déterminer un certain nombre de valeurs des paramètres ainsi que le fonctionnement de la plupart des locaux. Nous avons également dû faire quelques hypothèses concernant le fonctionnement de la zone cuisine et du forum.

Tout d'abord, l'analyse du zonage thermique et du fonctionnement du site permet de lister les types de locaux suivants :

- Les galeries, traitées par CTA à volume d'air variable (VAV) et planchers radiants réversibles, avec un contrôle strict de la température et de l'humidité
- La zone œuvres et stockage, traitée par CTA VAV, avec contrôle de la température et de l'humidité
- Les bureaux ainsi que d'autres locaux tertiaires, traités par CTA tout air neuf à débit à volume d'air constant (VAC) et ventilo-convecteurs, avec un contrôle de la température uniquement
- La zone « jeunes artistes », traitée par CTA VAC, avec un contrôle de la température
- La librairie, traitée par CTA VAV, avec un contrôle de la température uniquement
- Le lobby, traité par CTA VAV avec batteries de réchauffage terminales et planchers radiants réversibles, avec contrôle de la température uniquement
- Le vestibule, traité par CTA VAV, avec un contrôle de la température uniquement
- Le forum, traité par CTA VAV, avec un contrôle de la température uniquement
- Le salon VIP, traité par CTA VAV, avec un contrôle de la température et de l'humidité
- Le café/restaurant, traité par CTA VAV, avec un contrôle de la température uniquement
- La cuisine, traitée par CTA VAV et hottes de compensation, avec un contrôle de la température uniquement

Les galeries sont conditionnées à 20°C +/-1°C pour une hygrométrie contrôlée entre 45% et 55%. Ceci est une contrainte forte de l'exploitation du site. Ces consignes sont obligatoires à tenir durant le temps des expositions. Il est potentiellement possible de les relâcher entre deux expositions.

Par ailleurs, la fréquentation des galeries provoque des ouvertures générant des courants d'air importants. Nous avons intégré ces courants d'air dans les galeries 1, 2, 3, 8 et 10 selon leur exposition à l'air extérieur. Pour cela, nous avons effectué des simulations thermo-aérauliques pour déterminer le taux moyen d'infiltrations à associer au planning de visites.

Nous avons déterminé une valeur de 35W/m² en moyenne de puissance installée pour la somme des équipements spécifiques d'exposition et de l'éclairage. Ce groupe d'équipements consommateurs d'électricité inclut l'éclairage de base, l'éclairage dédié à la scénographie et les équipements divers, par exemple de projecteurs, pouvant être utilisés pour les expositions. Les horaires de fonctionnement sont en moyenne de 10h/jour, ce qui correspond aux heures d'ouverture au public. L'éclairage de base fonctionne plus longtemps, avec un démarrage à 6h du matin, car il est utilisé lors du nettoyage des espaces.

Les galeries sont toutes traitées par des CTA à volume d'air variable (VAV). Elles ont chacune un positionnement de registre de mélange de l'air neuf différent, que nous avons pu étudier dans les relevés de données issues de la GTB. La position moyenne du registre d'air neuf est de 38% et le variateur de soufflage est positionné à 59%. La température de soufflage moyenne est de 22,8°C et la consigne de préchauffage est laissée à 5°C.

Ces données varient dans le temps en fonction du déroulé des expositions, qui est illustrée sur la période analysée par la figure 118 ci-dessous :

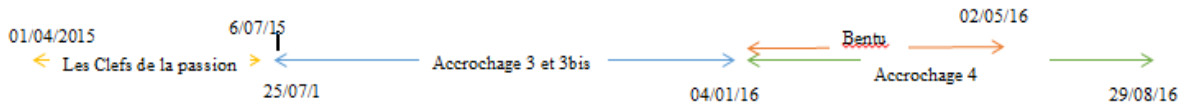


Figure 118: Planning des expositions durant la période allant d'avril 2015 à août 2016

Les zones qui ne sont pas des galeries regroupent d'une part des zones de bureaux et autres locaux tertiaires et de stockage d'œuvres, qui sont occupées par les employés de la Fondation Louis Vuitton, et d'autre part des zones ouvertes au public qui sont fréquentées lors des heures d'ouverture. Ces dernières incluent le lobby, le café/restaurant, le salon VIP, la librairie, le forum et le vestibule.

Pour ce groupe de zones, nous avons estimé une puissance moyenne installée d'équipements et d'éclairage de 14,5W/m², utilisée environ 10h30 par jour. La température de soufflage moyenne est de 23°C et la température de reprise est de 22,4°C. Le taux d'air neuf moyen dans l'air soufflé est de 74%, sachant que plusieurs CTA sont de type tout air neuf.

La surface unitaire pour les zones fréquentées uniquement par les employés (bureaux et stockage d'œuvre notamment) est estimée à 10m²/personne. La zone de stockage des œuvres est considérée fonctionner avec des consignes de température et d'humidité constantes dans le temps, et en permanence.

D'après le registre de fréquentation, le nombre moyen de visiteurs par jour est environ de 2800 en semaine et de 3500 pendant les week-ends durant 10h/jour. Le site est fermé au public un jour par semaine. Concernant la répartition de l'occupation du flux de visiteurs, nous avons fait l'hypothèse de les répartir également entre les onze galeries, le lobby, le café/restaurant, le salon VIP et la librairie. Les personnes sont généralement en position debout avec une activité modérée, ce qui se traduit par un métabolisme de 140W/personne.

Les données concernant l'occupation du forum sont plus difficiles à déterminer. Le registre de la fréquentation permet de connaître la part de cette fréquentation liée à des évènements particuliers, ce qui peut inclure des vernissages ou encore des concerts. Cette fréquentation est en moyenne de 465 personnes par évènement. Mais cette fréquentation n'est pas forcément concentrée dans le forum. Ce dernier est généralement utilisé pour des spectacles en soirée, pour des classes de musique en journée ou encore pour des expositions. Nous avons considéré uniquement les évènements de type concerts et classes musicales et avons déterminé une fréquentation moyenne de 225 personnes. Nous avons fait l'hypothèse d'une fréquence, pour ce type d'évènements, d'une fois par semaine, durant 4h, répartie en deux sessions de 11h à 13h et de 18h à 20h. Par conséquent, nous avons associé le planning du vestibule à ce fonctionnement, en supposant que les personnes fréquentant le forum passent par le vestibule durant l'heure précédente, soit de 10h à 11h puis de 17h à 18h, pour une durée moyenne de passage de 15min.

Sur la partie ayant trait à la zone concessionnaire « restaurant et cuisine », nous n'avons pas accès aux données de fonctionnement et d'installation technique, et nous avons donc dû effectuer plusieurs hypothèses.

La puissance électrique moyenne consommée des équipements de cuisine est prise à 450W/m². Les dégagements de chaleur associés sont pris à 80W/m². Cette valeur est obtenue en considérant qu'une partie de l'énergie électrique consommée sert à faire la cuisine, une partie du dégagement de chaleur est captée par les hottes et le reste de ces apports est émis dans la zone cuisine. Ces valeurs correspondent à des puissances, électrique et thermique, moyennes quand le restaurant fonctionne à pleine capacité, que nous estimons à 150 couverts. Par conséquent, nous associons un planning de foisonnement correspondant au nombre de couverts. Ainsi, le taux de fonctionnement des équipements de cuisine est supposé être corrélé au taux de fréquentation du restaurant avec un talon de fonctionnement fixé à 30%.

Nous faisons également l'hypothèse que le restaurant fonctionne à hauteur de 80% de sa capacité d'accueil durant les soirs d'ouverture, à savoir les mercredis et jeudis, de 19h à minuit, les vendredis et samedis, de 19h à 2h du matin.

Durant la journée, le restaurant accueille les visiteurs selon un ratio de fréquentation calculé au prorata des surfaces accueillant du public, comme expliqué précédemment, mais appliqué uniquement aux heures d'ouverture du café/restaurant, à savoir tous les jours sauf le mardi, de 12h à 19h.

Enfin, pour la zone cuisine, nous supposons une occupation de 14m² par employé et une puissance installée d'éclairage de 15W/m². La consigne de température est supposée définie sur l'intervalle 20/28°C.

Le débit de soufflage nominal associé à la CTA traitant la zone cuisine est de 20vol/h, avec une température de soufflage comprise entre 20°C et 25°C. Cette CTA n'est pas équipée de dispositif de récupération de chaleur et son débit d'air soufflé s'ajuste à la charge thermique issue de la variation des apports internes.

En résumé, le nombre de couverts asservit le taux de fonctionnement des équipements de cuisine et le débit soufflé pour combattre les apports et le débit des hottes.

Enfin, il existe plusieurs zones secondaires que nous prenons en compte, mais dont les variations sont supposées négligeables par rapport aux variations pouvant survenir sur l'ensemble des autres zones. Ces zones secondaires correspondent aux circulations, aux sanitaires et à l'aire de livraison. Les usages énergétiques de ces zones sont essentiellement liés à l'éclairage et à la ventilation. L'éclairage a été estimé à 8W/m². Les circulations ont des planchers radiants réversibles et l'aire de livraison est conditionnée par un aérotherme. La ventilation d'extraction a été intégrée au bilan des extracteurs décrit ci-dessous.

Outre les consommations énergétiques du site liées aux locaux précédemment décrits et à leurs usages, un certain nombre de « process » sont identifiés et leurs consommations sont non-négligeables :

- Les fontaines faisant circuler l'eau dans le bassin ont une puissance installée estimée à 41,8kW
- L'œuvre « grotto » consiste en plusieurs systèmes d'éclairage ayant une puissance installée estimée à 23,6kW
- Les extracteurs fonctionnent en permanence et ont une puissance installée estimée à 30kW
- L'éclairage extérieur est utilisé pour la mise en valeur du bâtiment la nuit. Cet usage a été mesuré via les données de sous-compteurs, indiquant 308729kWh/an ce qui correspond à 70,5kW fonctionnant 12h chaque jour.
- Les escaliers mécaniques ont des sous-compteurs dédiés, indiquant 114396kWh/an ce qui correspond à 36,6kW en fonctionnement 10h/jour, 6j/semaine, avec détection de passage.
- La plomberie et les pompes associés ont des sous-compteurs dédiés, indiquant 126120kWh/an ce qui correspond à 14,4kW en fonctionnement continu.

Ces usages de l'énergie correspondent souvent à un fonctionnement plus ou moins continu de moteurs ou d'éclairage, mais la modélisation de ces process sera faite suivant une règle de proportionnalité simple en fonction du temps d'utilisation. Les pompes associées à la plomberie et les extracteurs permanents sont des usages qui ne sont pas modulables spécifiquement en vue d'une optimisation des consommations énergétiques.

Ces process sont pour partie modélisés dans Energyplus, s'ils correspondent à des apports internes, et pour partie calculés dans un fichier de calcul dans lequel les consommations des TFP et des pompes primaires sont également calculées à partir des besoins issus de la SED, afin de déterminer la consommation totale du bâtiment.

C. Calibration du modèle de SED

L'ensemble des paramètres et méthodes, listés dans la partie B, a permis de calibrer le modèle SED sur les données mesurées et estimées, ainsi que sur les données de consommation issues des factures EDF.

Les analyses de données mesurées et des autres données obtenues sur site ont permis de dresser le bilan énergétique illustré par la figure 119 :

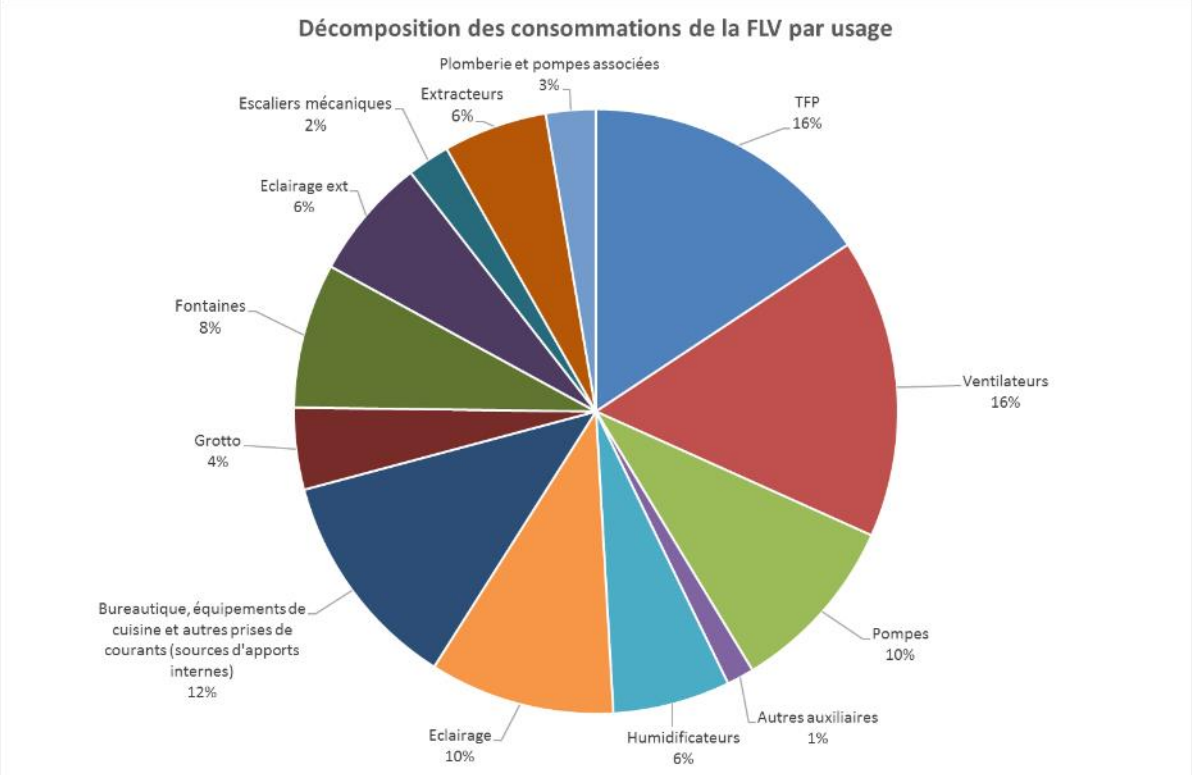


Figure 119: Décomposition des consommations d'énergie tous usages

Nous observons que la consommation totale est composée de nombreuses composantes avec une légère dominante sur les TFP (production d'eau chaude et d'eau glacée) et les ventilateurs (CTA) mais sans outre mesure par rapport aux autres usages de l'énergie.

Ces derniers sont relativement nombreux et équilibrés entre eux, et la corrélation climatique de la consommation n'est pas spécifiquement visible ni sur l'historique de consommations illustré par la figure 123 ni sur la part prise par la production chaud/froid. Le profil relativement constant des consommations mensuelles invite à considérer que nous sommes possiblement dans un cas où des actions de performances énergétiques orientées sur un ou plusieurs postes de consommation peuvent être compensées par des variations sur les autres usages.

Concernant la calibration du modèle SED, les données techniques du bâtiment et de ses installations, correspondant à la performance intrinsèque du site, sont connues de manière satisfaisante comme en témoigne la description synthétique faite en partie B. Les données mesurées servant à connaître et analyser le fonctionnement des installations, et les niveaux de qualité de l'environnement intérieur, sont disponibles sur la période allant de juin 2015 à avril 2016.

Nous prenons donc comme référence les consommations issues des factures EDF moyennes mensuelles sur la période de juin 2015 à avril 2016. Le tableau 78 ci-dessous donne la comparaison entre le modèle SED et les consommations issues des factures :

Mois	Consommations calculées par SED (kWh)	Consommations issues des relevés EDF (kWh)	Différence (%)
Juin 2015	388680	391817	<1%
Juillet 2015	404562	463254	13%
Août 2015	406891	424162	4%
Septembre 2015	370841	386041	4%
Octobre 2015	374269	362634	3%
Novembre 2015	384255	368271	4%
Décembre 2015	416209	368193	13%
Janvier 2016	421306	390020	8%
Février 2016	396270	381645	4%
Mars 2016	399160	419341	5%
Avril 2016	377703	380502	<1%
Total	4340146	4335880	<1%

Tableau 78: Comparaison des consommations calculées par SED avec les consommations issues des relevés EDF sur la période allant de juin 2015 à avril 2016

En termes d'évaluation de cette calibration, les évaluations statistiques sont les suivantes :

- RMSE = 30098kWh
- CV(RMSE)= 7,6%
- MBE = -737kWh
- NMBE = -0,2%

Tous ces critères sont conformes aux exigences de l'IPMVP et de l'ASHRAE Guideline 14. Ce modèle pourrait être utilisé pour la mise en œuvre de l'option D telle que définie par le protocole IPMVP. Considérant que l'on a 10 degrés de libertés dans le jeu de données (11 mois – 1) utilisé pour les calculs statistiques ci-dessus, nous considérons un facteur d'élargissement de 2,26 pour calculer la précision absolue et relative de ce modèle :

- Précision absolue : t x RMSE = 68020kWh
- Précision relative : 17,3%

La figure 120 ci-dessous montre que les consommations des années 2015, 2016 et 2017 sont bien comprises dans cet intervalle de consommation.

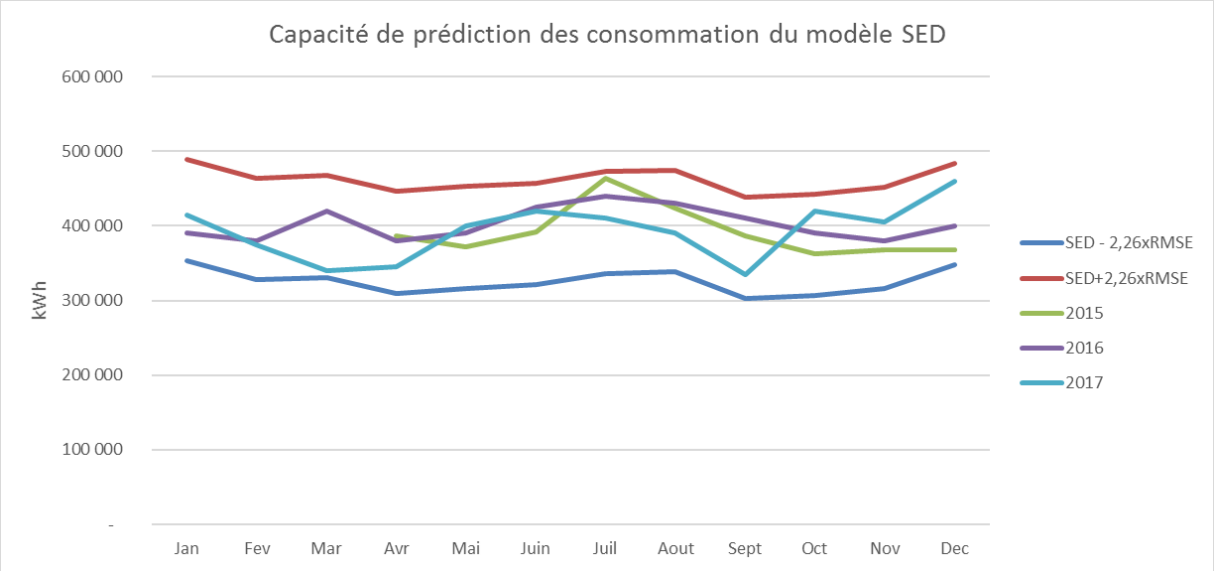


Figure 120: Consommations des années 2015, 2016 et 2017 comparées aux consommations issues de la SED élargies avec la précision absolue

Ainsi, la précision obtenue via cette calibration de modèle est satisfaisante par rapport aux données que nous avons pu récolter et analyser. Malgré tout, à l'intérieur de cet intervalle de +/- 17,3%, nous ne savons pas expliquer les variations, ni facilement déduire un plan d'action pour atteindre des niveaux de consommation plus bas.

Nous sommes donc face à une problématique de connaître l'impact des données d'entrée concernant les usages et l'exploitation du bâtiment. Le modèle en présence est très lourd et son temps de calcul trop élevé pour effectuer directement les analyses de sensibilité et de propagation des incertitudes.

Dans la prochaine partie, nous appliquerons la méthode des plans d'expérience pour construire un métamodèle capable de reproduire avec une précision suffisante les calculs de ce modèle SED complexe.

D. Construction du modèle polynomial et calcul de l'erreur de modélisation

1. Définition du plan d'expérience

Pour définir le plan d'expérience approprié, il est nécessaire de définir la structure du métamodèle recherché. Il convient de rappeler que la méthode que nous appliquons est pertinente dans la mesure où la matrice d'expérience est limitée en termes de taille, donc de nombre de facteurs, et que le modèle postulé a priori reflète une certaine compréhension du fonctionnement du site et de ses usages énergétiques. Notre cas d'étude présente, à cet égard, une difficulté car le nombre de facteurs peut rapidement augmenter soit de par la nature de ces facteurs, soit de par leur discrétisation.

Le travail de définition des facteurs pour établir le plan d'expérience s'est donc inscrit dans une boucle d'optimisation entre la nécessité d'inclure un certain nombre de variables, le nombre de simulations nécessaires et les données de suivi disponibles.

Nous avons itéré jusqu'à obtenir une matrice d'expérience compatible avec les critères suivants :

- un nombre de points inférieur à 200
- une correspondance possible entre les variables du modèle et les données mesurées à disposition

Le critère de 200 simulations maximum a été défini en fonction de la durée des simulations. La simulation d'une année entière dure environ 2h. 200 simulations correspondent à 16,5 jours de calculs

sur un ordinateur de bureau. La figure 121 décrit les étapes menant à la définition de la structure du métamodèle :

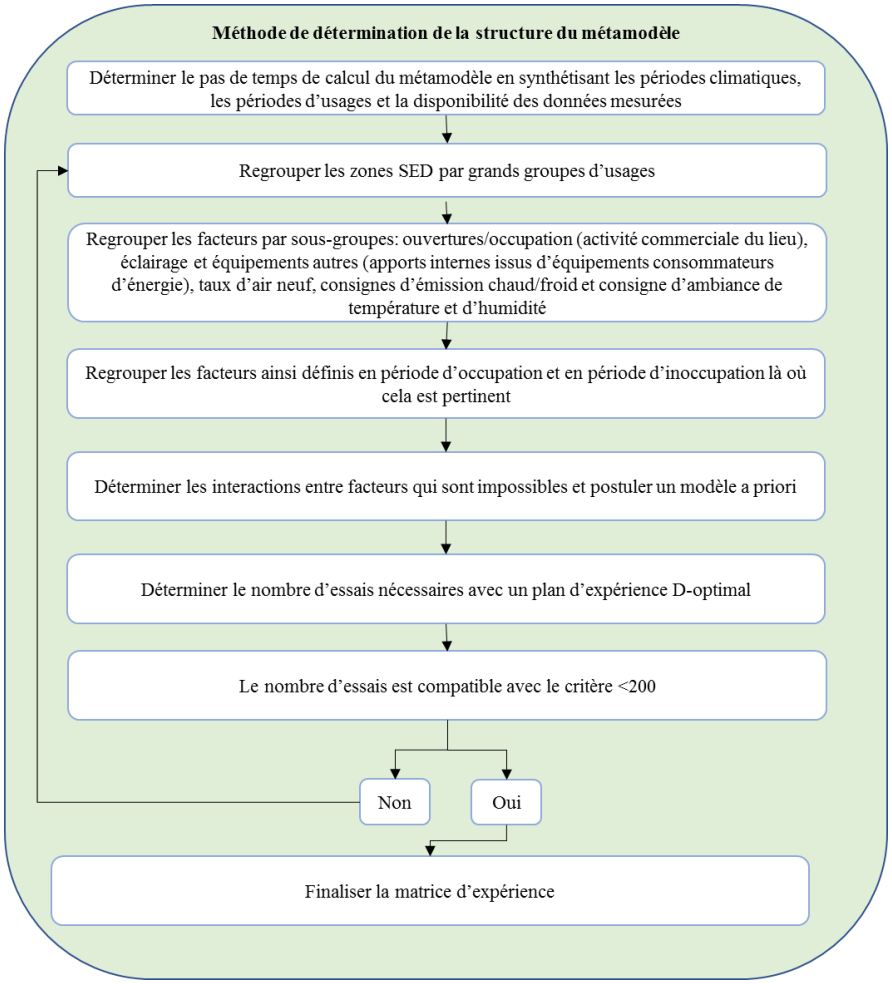


Figure 121: Méthode de détermination de la structure du métamodèle

Dans les parties suivantes, nous décrirons l'application de cette méthode au cas de la Fondation Louis Vuitton.

a) Définition du pas de temps et du pas spatial de calcul du métamodèle

La question du pas temporel est déterminante pour la précision de calcul du métamodèle, comme nous l'avons vu dans le chapitre 3.

Cela doit correspondre à la réalité climatique du site, mais également à la temporalité de ses usages. Ces considérations doivent enfin être synthétisées avec la question des données disponibles dans le cadre du M&V.

Dans un cas comme celui-ci, la figure 122 permet de visualiser les périodicités en question, menant à considérer que le pas de temps de calcul du métamodèle doit être le croisement entre les échelles de temps évènementielles et climatiques :

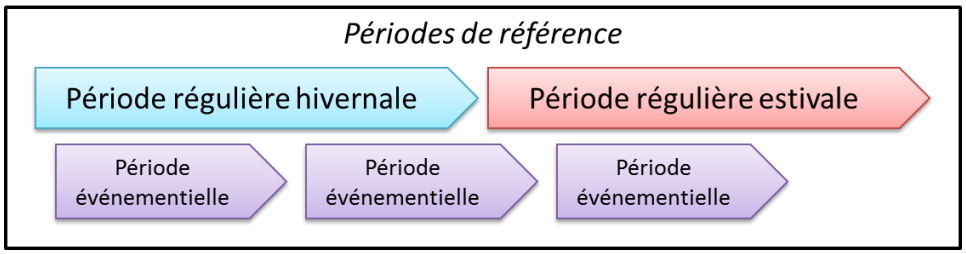


Figure 122:Illustration des pas de temps climatiques et évènementiels

Par ailleurs, la figure 123 ci-dessous illustre la synthèse entre les charges thermiques calculées par SED, les consommations issues des relevés EDF, et les DJU associés au fichier météorologique horaire de Paris Orly :

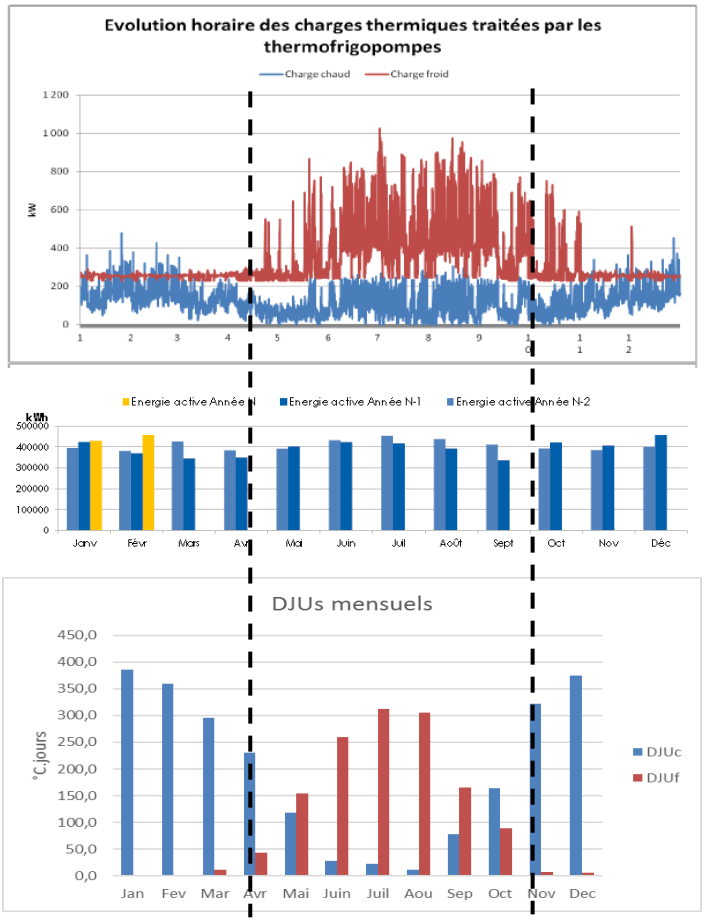


Figure 123: Synthèse temporelle des charges thermiques calculées par SED (en haut), des consommations issues des relevés EDF (au milieu) et des DJU issus du fichier météo (en bas)

Nous observons que les périodes climatiques peuvent être définies sur 6 mois si l'on se réfère à la saisonnalité des charges de chaud et de froid ainsi qu'aux factures énergétiques. Sur un tel site, la mi-saison est peu visible. Ainsi, nous définissons la période hivernale de novembre à avril et la période estivale de mai à octobre.

Par ailleurs, d'après l'historique de programmation évènementielle, la durée moyenne des expositions est de 4 mois. Il faut par ailleurs prendre en compte le fait qu'il y a de petites expositions durant un ou deux mois, entre deux expositions plus longues. Il y a également des périodes d'inter-exposition durant lesquelles les œuvres sont décrochées et les suivantes sont accrochées. De plus, ces changements ne s'appliquent pas à toutes les galeries en même temps. Ainsi, nous constatons que les « périodes d'usages » sont plus courtes que les périodes climatiques.

La synthèse entre les périodes climatiques et usages peut donner lieu à la définition d'un suivi trimestriel, période durant laquelle les variables définies peuvent avoir du sens et ne pas être trop perturbées par des événements aléatoires.

Cependant, comme nous ne disposons que de quelques mois de données d'instrumentation du site, en raison de la limite pratique liée à la difficulté d'extraction des nombreuses données via la GTB, nous choisissons un pas de temps mensuel afin de pouvoir confronter le modèle à plus de points mesurés, à la fois concernant les consommations calculées et les variables dynamiques du métamodèle.

Enfin, le pas spatial du modèle est le bâtiment entier car nous cherchons à calculer les consommations énergétiques totales. Toutefois, nous verrons dans les parties suivantes que cela suppose une discrétisation spatiale du bâtiment au sein de la structure du métamodèle.

b) Regroupement de zones par grands groupes d'usages

A partir du travail détaillé de zonage thermique décrit en partie B, et grâce aux informations sur le site obtenues auprès des intervenants de l'exploitation de la Fondation, nous avons pu établir une synthèse des usages des espaces permettant de les exprimer en termes énergétiques et thermiques, pour ensuite déterminer la structure du métamodèle. Ceci mène à des regroupements de zones représentant la meilleure synthèse des usages pour un calcul énergétique, que nous décrivons ci-dessous :

- Le groupe des zones galeries qui ont des exigences de conditionnement spécifiques, et strictes, ainsi que des heures d'ouvertures différentes du reste des locaux
- Le groupe de zones tertiaires qui regroupe les bureaux, les zones de repos du personnel, la salle des artistes, la billetterie, les loges et vestiaires, les locaux techniques et de stockage et la salle « jeunes artistes ». Ces zones ont été regroupées en raison de la nature similaire de leurs usages et/ou en raison de leur regroupement sous la CTA bureaux
- Le groupe des zones annexes qui regroupe le lobby (hall d'entrée), le café, la salle VIP et la librairie. Ces zones sont des espaces accueillant des activités commerciales annexes à la visite des galeries. La librairie et le café sont par ailleurs des concessions d'exploitation. Toutes ces zones ont leur CTA propre.
- Le forum et son vestibule ont leur propre logique de fonctionnement, avec des flux de visiteurs liés à une programmation spécifique
- La cuisine est une zone spécifique également, du point de vue technique, mais son fonctionnement est lié à celui du café/restaurant

Après plusieurs itérations et calculs de taille de plan d'expérience, nous avons encore élargi le pas spatial du métamodèle en considérant les regroupements suivants :

- Les zones galeries
- Les zones non-galeries qui regroupent les zones tertiaires, annexes et le forum
- La zone cuisine

Ceci aboutit à une vision épurée du fonctionnement du bâtiment, mais qui fait sens eu égard aux logiques d'exploitation et d'usage. Regrouper les zones de cette manière implique un impact important sur la structure du modèle et sur la taille de la matrice d'expérience. En effet, regrouper plusieurs zones signifie, par exemple, qu'au lieu d'avoir un certain nombre d'indicateurs de température de l'air intérieur, nous n'en avons qu'un seul, que l'on peut définir par une moyenne ou une somme.

Nous choisissons une définition basée sur une moyenne pondérée par la surface ou par les débits, selon les facteurs. Il convient de noter que, dès lors que nous introduisons ces moyennes, les notions d'échantillonnage devront intervenir dans le calcul de l'incertitude.

Ainsi, un des enjeux de l'évaluation de l'erreur de modélisation est de déterminer si cette définition par moyenne des facteurs permet d'obtenir une précision du calcul suffisante.

c) Regroupement des facteurs par regroupement de zones

Une fois que le regroupement de zones par grands groupes d'usage a été effectué, l'étape suivante consiste à formuler les facteurs propres à chacun de ces regroupements. Cette étape est également importante dans le cadre du compromis entre coût de calcul et précision.

Les facteurs relatifs à chaque regroupement de zones peuvent être exprimés par des moyennes représentatives, comme nous l'avons établi dans le chapitre 3. De plus, les facteurs eux-mêmes peuvent faire l'objet de regroupements. En effet, dans un cas comme celui-ci, même en ayant regroupé les zones telles que décrites précédemment, la liste des facteurs est encore longue.

Le tableau 79 liste les 12 facteurs définis pour le groupe de zones « galeries » :

Groupe de zones	Nom physique du paramètre	Symbole
Galeries (regroupe les 11 galeries)	Température de consigne Galeries	Gal_Tc
	Consigne d'humidification des galeries	Gal_Hc_min
	Consigne de déshumidification des galeries	Gal_Hc_max
	Densité de puissance d'éclairage	Gal_Ecl
	Heures de fonctionnement éclairage	Gel-Ecl_Heures
	Densité de puissance d'équipements spécifiques expos	Gal_Art
	Heures de fonctionnement équipements spécifiques expos	Gal_Art_Heures
	Proportion minimale d'air neuf dans le débit soufflé	Gal_AN_min
	% du variateur ventilateur de soufflage	Gal_AS
	Température de soufflage	Gal_Tsouf
	Consigne de température de préchauffage	Gal_Tprech
	Temps de fonctionnement des planchers	Planchers_Heures

Tableau 79:Liste des facteurs pour le groupe de zones « galeries »

Le tableau 80 liste les 13 facteurs définis pour le groupe de zones « non-galeries » :

Groupe de zones	Nom physique du paramètre	Symbole
Non Galeries (regroupe Tertiaire, Annexes et Forum)	Nombre de visiteurs forum	For_Occ
	Horaires d'ouvertures forum	For_Occ_Heures
	Densité de puissance d'éclairage	NoGal_Ecl
	Heures de fonctionnement de l'éclairage	NoGal_Ecl_Heures
	Température de consigne en occupation	NoGal_Tc_occ
	Heures d'application de la température de consigne	NoGal_Tc_Heures
	Température de consigne en inoccupation	NoGal_Tc_inocc
	Température de soufflage en occupation	NoGal_Tsouf_Occ
	Heures d'application de la température de soufflage en occupation	NoGal_Tsouf_Occ_ Heures
	Température de soufflage en inoccupation	NoGal_Tsouf_inocc

	Proportion minimale d'air neuf dans le débit soufflé en occupation	NoGal_AN_min_Occ
	Heures d'application du % minimum d'air neuf en occupation	NoGal_AN_min_Occ_ Heures
	Proportion minimale d'air neuf dans le débit soufflé en inoccupation	NoGal_AN_min_inocc

Tableau 80: Liste des facteurs pour le groupe de zones "non-galeries"

La zone cuisine est quant à elle associée à un seul facteur, le nombre de couverts, que nous nommons « Cui_couv ». Ceci s'explique par nos hypothèses de modélisation décrites en partie B.7. Le tableau 81 liste les 12 facteurs s'appliquant au bâtiment dans son ensemble :

Groupe de zones	Nom physique du paramètre	Symbole
Bâtiment entier	Fréquentation	Visit
	Horaires d'ouverture au public	Visit_Heures
	DJU chaud base 18	DJUc18
	DJU froid base 10	DJUf10
	Humidité relative moyenne	HR_moy
	Ensoleillement horizontal global annuel moyen	Sol_Moy

Tableau 81: Liste des facteurs s'appliquant au bâtiment dans son ensemble

A l'issue de cet inventaire, nous listons 32 facteurs. Les facteurs d'usages s'expriment en termes d'occupation (planning, nombre, apports), d'équipements spécifiques (planning, puissance), d'éclairage (planning, puissance) et de conditionnement (ensemble consignes de température et d'hygrométrie et de débit). Mais il est possible de regrouper ces catégories de manière plus optimale. Le tableau 82 ci-dessous montre le regroupement de facteurs permettant de trouver les plus petits dénominateurs communs dans les groupes de facteurs :

Usages et process, usagers	Ouverture / Occupation (activité commerciale du lieu)
	Éclairage et équipements autres (apports issus d'équipements consommateurs d'énergie)
Exploitation CVC	Air neuf
	Émission chaud/froid
	Consignes de température/humidité

Tableau 82: Définition des regroupements de facteurs permettant de trouver les plus petits dénominateurs communs

Chacune de ces catégories de facteurs peut faire l'objet d'une optimisation.

Tout d'abord, la définition des moyennes peut impliquer un degré de simplification au niveau temporel. Par exemple, définir une température en occupation et en inoccupation implique de créer 3 facteurs :

- Température en occupation
- Température en inoccupation
- Durée d'application de la température en occupation

Toutefois, pour optimiser le métamodèle, nous choisissons de définir une température intérieure moyenne journalière qui intègre les périodes d'occupation et d'inoccupation.

Un autre point où nous appliquons une réduction du nombre de facteurs est le regroupement des consommations électriques et des apports internes issus de l'éclairage et des équipements divers consommateurs d'électricité. D'un point de vue thermique, ces deux types d'apports sont très similaires. Il convient donc de les regrouper. Dans les galeries où le fonctionnement nocturne n'est pas nécessairement marqué pour les équipements propres aux expositions, nous ne définissons pas de mode occupé/inoccupé. Pour les autres locaux en revanche, nous distinguons le mode occupé/inoccupé et introduisons une durée de fonctionnement de ces équipements consommateurs d'électricité et générant des apports internes.

Nous appliquons la même logique aux facteurs de l'exploitation CVC (consignes de débits et de températures).

Nous appliquons ce regroupement de facteurs aux grands groupes de zones regroupés spatialement, pour obtenir une matrice d'expérience optimisée, porteuse de sens par rapport au fonctionnement du site, et permettant de se limiter à un nombre d'essais raisonnable.

d) Définition de la matrice d'expérience

Considérant que la structure du métamodèle doit être optimisée, nous postulons dans un premier temps un modèle du premier ordre avec interactions d'ordre 2.

(1) Optimisation du nombre de points

En suivant la démarche décrite dans les parties précédentes, nous avons effectué quatre itérations correspondant aux regroupements successifs de zones et de facteurs. Le tableau 83 ci-dessous donne les nombres de points à calculer pour un plan d'expérience correspondant à un modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 :

Matrice d'expérience et hypothèses principales	**Nombre de facteurs**	**Nombre d'essais requis**
Matrice d'expérience n°1 : Les grands regroupements d'usage sont Galeries, Tertiaires, Annexes, Forum et Cuisine	63	2024
Matrice d'expérience n°2 : Les grands regroupements d'usage sont Galeries, non-Galeries et Cuisine	32	568
Matrice d'expérience n°3 : Les variables Non-Galeries de type température, débits et apports sont définies comme des moyennes jour/nuit	27	384
Matrice d'expérience n°4 : Optimisation finale en modifiant les paramètres liés aux galeries pour mieux refléter l'exploitation (modification de l'expression de la consigne d'humidité, retrait du temps de fonctionnement des planchers réversibles puisqu'ils ne sont jamais utilisés) et regroupement en une seule variable de tous les apports (éclairage de base, scénographique et équipements spécifiques d'exposition)	22	284

Tableau 83: évolution du nombre de facteurs et du nombre d'essais associé au cours des regroupements de zones et de facteurs effectués

Enfin, l'optimisation finale consiste à négliger les effets interactifs dont on sait qu'ils n'existent pas. En effet, le modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 n'a pas besoin d'inclure toutes les interactions possibles, car nous savons que les zones galeries et non-galeries n'interagissent pas entre elles (les réseaux de CTA sont en effet distincts). La cuisine n'interagit pas non plus avec ces zones.

Ce dernier tri permet de faire passer le nombre d'essais nécessaires de la matrice d'expérience n°4 de 284 à 180, ce qui est un nombre conforme au critère de 200 simulations maximum que nous nous sommes fixés initialement.

(1) Gestion de la colinéarité : cas de l'humidité relative

Afin de respecter la règle d'indépendance stricte des variables de modélisation, nous ne pouvons pas avoir à la fois la température de l'air et l'humidité relative comme facteurs, car ils sont corrélés. Or, les galeries de ce bâtiment font l'objet d'un contrôle strict de l'humidité et cela est évidemment un facteur impactant la consommation énergétique. Une méthode pour contourner ce problème est de choisir l'humidité spécifique comme variable à la place de l'humidité relative.

En considérant les exigences très strictes de conditionnement des galeries en termes de température et d'humidité relative, nous avons défini des intervalles d'humidité spécifique cohérents avec les intervalles de contrôle de l'humidité relative, comme résumé dans le tableau 84 ci-dessous :

Combinaison de valeurs codées possibles			Valeurs physiques				
Gal_Tc	Gal_Hc_min	Gal_Hc_max	Gal_Tc (°C)	Gal_HR_min (%)	Gal_HR_max (%)	Gal_Hc_min (g/kg)	Gal_Hc_max (g/kg)
1	1	1	21,5	42,4	61,8	7,0	10,25
1	1	-1	21,5	42,4	45,4	7,0	7,5
1	-1	1	21,5	31,9	61,7	5,25	10,25
1	-1	-1	21,5	31,9	45,4	5,25	7,5
-1	1	1	18,5	51,0	74,4	7,0	10,25
-1	1	-1	18,5	51,0	54,6	7,0	7,5
-1	-1	1	18,5	38,4	74,4	5,25	10,25
-1	-1	-1	18,5	38,4	54,6	5,25	7,5

Tableau 84: traduction des consignes d'humidité relative en consigne d'humidité absolue

Ces intervalles permettent de refléter l'influence de la consigne d'humidification et de déshumidification appliquées depuis la GTB à chaque zone de galeries. Les contrôles stricts et plus lâches sont ainsi tous représentés dans le plan d'expérience. Mais c'est l'humidité spécifique qui est la variable du polynôme.

De manière similaire, nous considérons l'humidité extérieure comme une variable dynamique de la famille de facteurs « climat ». Afin d'éviter le problème de colinéarité, nous avons créé des fichiers climatiques, dans le cadre du plan d'expérience, en appliquant des variations au poids d'eau dans l'air.

Cela se répercute bien entendu sur l'humidité relative extérieure, mais c'est l'humidité spécifique extérieure qui est la variable du polynôme.

(2) Matrice d'expérience finale

A partir de ces définitions, le tableau 85 ci-dessous donne la matrice d'expérience finalisée :

Groupe de zones	Symbole	Valeur min	Valeur max	Valeur centrale
Galeries (regroupe les 11 galeries)	Gal_Tc	18,5 °C	21,5 °C	20,0 °C
	Gal_Hc_min	5,25 g/kg	7,0 g/kg	6,125 g/kg
	Gal_Hc_max	7,5 g/kg	10,25 g/kg	8,875 g/kg
	Gal_Elec	2,0 W/m²	30,0 W/m²	16,0 W/m²
	Gal_Elec_Heures	1,0 h	24,0 h	12,5 h
	Gal_AN	30%	50%	40%
	Gal_AS	50%	100%	75,00%
	Gal_Tsouf	20 °C	25 °C	22,5 °C
	Gal_Tprech	5 °C	15 °C	10,0 °C
Non Galeries (regroupe Tertiaire, Annexes et Forum)	For_Occ	50 personnes	500 personnes	275 personnes
	For_Occ_Heures	2h	8h	5h
	NoGal_Elec	5 W/m²	20W/m²	12,5W/m²
	NoGal_Elec_Heures	2h	15h	8,5h
	NoGal_Tc	21°C	25°C	23°C
	NoGal_Tsouf	15°C	25°C	20°C
	NoGal_AN	20%	50%	35%
Cuisine	Cui_Couv	0%	100%	50%
Bâtiment	Visit_Jour	500 personnes	3000 personnes	1760 personnes
	Visit_Heures	6h	14h	10h
	DJUc18	-1°C	+1°C	Fichier météo Paris Orly IWEC
	DJUf10	-1°C	+1°C	
	HS_moy	-10%	10%	
	Sol_Moy	-15%	15%	

Tableau 85: Matrice d'expérience finale

Les niveaux des facteurs ont été choisis en fonction des valeurs mesurées sur site et des intervalles de variations qui semblent crédibles au vu des marges de manœuvres possibles vis-à-vis des contraintes techniques.

Afin d'intégrer les variations des paramètres climatiques, nous avons généré huit fichiers climatiques qui sont résumés dans le tableau 86 ci-dessous :

N° du fichier	DJUc18	DJUf10	HS_moy	Sol_moy	Description
Fichier météo 1	-1	1	-1	-1	Plus chaud, plus sec, moins ensoleillé
Fichier météo 2	-1	1	-1	1	Plus chaud, plus sec, plus ensoleillé
Fichier météo 3	-1	1	1	-1	Plus chaud, plus humide, moins ensoleillé
Fichier météo 4	-1	1	1	1	Plus chaud, plus humide, plus ensoleillé
Fichier météo 5	1	-1	-1	-1	Plus froid, plus sec, moins ensoleillé
Fichier météo 6	1	-1	-1	1	Plus froid, plus sec, plus ensoleillé
Fichier météo 7	1	-1	1	-1	Plus froid, plus humide, moins ensoleillé
Fichier météo 8	1	-1	1	1	Plus froid, plus humide, plus ensoleillé

Tableau 86: Liste des fichiers climatiques du plan d'expérience

Comme nous l'avons défini en partie B, plusieurs usages de l'énergie, dits « process », fonctionnent de manière indépendante des facteurs listés plus haut. Nous avons également considéré certains paramètres comme fixes car nous avons fait l'hypothèse que leur impact était négligeable sur les variations de la consommation énergétique.

Le tableau 87 résume les hypothèses faites concernant les paramètres laissés fixes ou les process considérés comme fonctionnant de manière indépendante :

Poste	**Paramètre physique**	**Symbole**	**Hypothèse de modélisation**
Fontaines	Heures de fonctionnement fontaines	Font_Heures	Puissance x Temps, avec puissance = 41,8kW et Temps compris entre 0h et 24h par jour
Eclairage extérieur	Heures de fonctionnement éclairage extérieur	Ecl_Ext_Heures	Puissance x Temps, avec puissance = 70,5kW et Temps compris entre 0h et 12h par jour
Grotto	Heures de fonctionnement grotto	Grotto_Heures	Puissance x Temps, avec puissance = 23,6kW et Temps compris entre 0h et 24h par jour
Escaliers mécaniques	Consommations électriques	EM_Heures	Puissance x Temps, avec puissance = 36,6kW et Temps compris entre 0h et 10h par jour, 6 jours par semaine
Tertiaire	Consommations CVC	N/A	Dépend du climat, on considère les horaires et le nombre de personnes fixes

Œuvres	Consommations CVC et électriques	N/A	Dépend du climat, on considère les consignes et le débit, les horaires, le nombre de personnes et les apports fixes
Planchers circulations et lobby	Consommations CVC	N/A	Pas d'interaction avec les autres systèmes. 10W/m² constants
Circulations	Consommations CVC et électriques	N/A	Eclairage et ventilation fixes (ventilation intégrée dans le poste extracteurs)
Sanitaires	Consommations CVC et électriques	N/A	Eclairage et ventilation fixes (ventilation intégrée dans le poste extracteurs)
Livraisons	Consommations CVC	N/A	Dépend du climat, conditionnement par aérotherme local
Ventilation vides d'iceberg	Consommations CVC	N/A	Dépend du climat, CTA double flux avec consigne à 14°C
Extracteurs	Consommations CVC	N/A	Puissance de 30kW fonctionnant en permanence

Tableau 87: Hypothèses de modélisation des usages process et des autres usages considérés comme fixe

Les paramètres listés dans le tableau 86 ne sont donc pas intégrés dans le plan d'expérience. Ceux qui sont fixés font partie de la constante du modèle, et les usages « process » sont modélisés simplement par une relation linéaire à leur temps de fonctionnement.

La matrice d'expérience définie ci-avant est traduite en valeurs codées [-1 ; +1] correspondant aux valeurs min/max des paramètres de la matrice d'expérience. La méthode de calcul des plans D-optimaux permet de définir 180 jeux de paramètres. La matrice d'expérience complète est fournie en annexe 1.

2. Correspondance entre variables du métamodèle, paramètres de la SED et points de mesures

La matrice d'expérience finale est composée des variables du métamodèle et de leur intervalle de variation. La définition des variables du métamodèle doit être clairement écrite, afin de la mettre en lien d'une part avec les variables de simulation à saisir sous EnergyPlus, et d'autre part avec les points de mesure du plan de M&V. Ce principe, fondamental, implique d'élaborer deux tables de correspondance, comme illustré par la figure 124 :

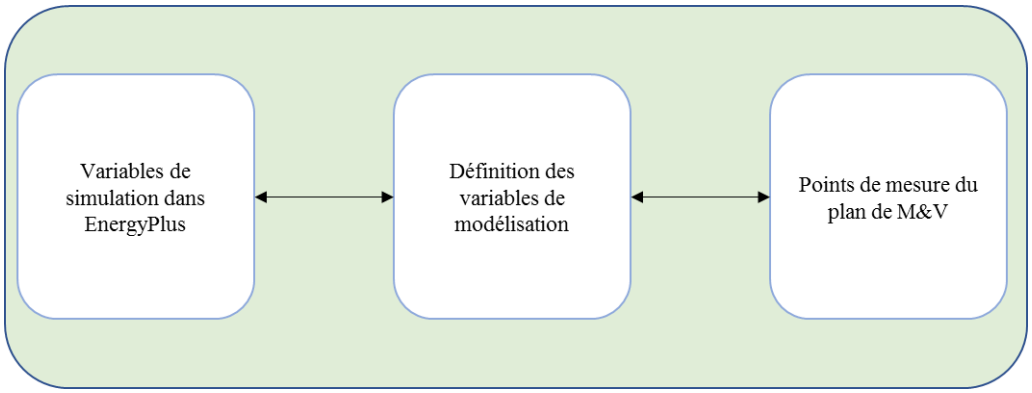


Figure 124: tables de correspondance à établir entre les variables de modélisation, les variables de SED et les points de mesure u plan de M&V

Les tableaux 88 met en lien les variables du métamodèle en lien avec les points de mesures, et les paramètres de la SED sous EnergyPlus :

Nom physique du paramètre	Symbole	Définition en lien avec le M&V	Variable EnergyPlus
Température intérieure des galeries	Gal_Tc	Moyenne pondérée par la surface des températures moyennes mensuelles des onze galeries	Gal_Tch : planning de consigne de température de chauffage Gal_Tcc : planning de consigne de température de climatisation
Consigne d'humidification des galeries	Gal_Hc_min	Minimum des humidité spécifiques moyennes mensuelles des onze galeries	Gal_HR_min : planning de consigne en humidité relative minimum
Consigne de déshumidification des galeries	Gal_Hc_max	Maximum des humidité spécifiques moyennes mensuelles des onze galeries	Gal_HR_max : planning de consigne en humidité relative maximum
Densité de puissance d'éclairage et autres équipements spécifiques des galeries	Gal_Elec	Moyenne pondérée par la surface des puissances moyennes mensuelles d'éclairage et d'autres équipements spécifiques des onze galeries	Gal_Elec : valeur des apports internes dans la zone en W/m²
Durée de fonctionnement éclairage et autres équipements spécifiques des galeries	Gal_Elec_Heures	Moyenne pondérée par la surface des durées de fonctionnement journalières moyennes mensuelles d'éclairage et d'autres équipements spécifiques des onze galeries	Gal_Elec_Heures : planning d'application de Gal_Elec
Proportion d'air neuf dans le débit d'air soufflé des galeries	Gal_AN	Moyenne pondérée par les débits nominaux des CTA des pourcentages d'air neuf dans le mélange soufflé moyens mensuels des onze galeries	Gal_AN : ratio de mélange d'air neuf dans l'air soufflé
% du variateur des ventilateurs de soufflage des galeries	Gal_AS	Moyenne pondérée par les débits nominaux des CTA des pourcentages des variateurs de soufflage moyens mensuels des onze galeries	Gal_AS : fraction maximale du débit soufflé en fonction du débit nominal

Température de soufflage des galeries	Gal_Tsouf	Moyenne pondérée par les débits nominaux des CTA des température de soufflage moyennes mensuelles des onze galeries	Gal_Tsouf : planning de consigne de température de soufflage des CTA
Consigne de température de préchauffage des galeries	Gal_Tprech	Moyenne pondérée par les débits nominaux des CTA des consignes de température de préchauffage moyennes mensuelles des onze galeries	Gal_Tprech : planning de consigne de température de préchauffage de l'air neuf
Nombre de visiteurs forum	For_Occ	Moyenne mensuelle du nombre de visiteurs du forum par événement	For_Occ : nombre d'occupants dans la zone forum For_Occ_Vestibule : nombre d'occupants dans la zone vestibule en lien avec l'activité du forum
Durée d'ouverture du forum	For_Occ_Heures	Moyenne mensuelle de la durée d'occupation du forum par événement	For_Occ_Heures_1 : heure de fin de la première session For_Occ_Heures_2 : heure de fin de la deuxième session
Densité de puissance d'éclairage et autres équipements spécifiques des locaux non-galeries	NoGal_Elec	Moyenne pondérée par la surface des puissances moyennes mensuelles d'éclairage et d'autres équipements spécifiques des locaux autres que les galeries	NoGal_Elec : valeur des apports internes dans la zone en W/m²
Durée de fonctionnement éclairage et autres équipements spécifiques des locaux non-galeries	NoGal_Elec_Heures	Moyenne pondérée par la surface des durées de fonctionnement journalières moyennes mensuelles d'éclairage et d'autres équipements spécifiques des locaux autres que les galeries	NoGal_Elec_Heures : planning d'application de NoGal_Elec
Température intérieure des locaux non-galeries	NoGal_Tc	Moyenne pondérée par la surface des températures moyennes mensuelles des locaux non-galeries	NoGal_Tch : planning de consigne de température de chauffage NoGal_Tcc : planning de consigne de température de climatisation

Température de soufflage des locaux non-galeries	NoGal_Tsouf	Moyenne pondérée par les débits nominaux des CTA des température de soufflage moyennes mensuelles des locaux non-galeries	NoGal_Tsouf : planning de consigne de température de soufflage des CTA
Proportion d'air neuf dans le débit d'air soufflé des locaux non-galeries	NoGal_AN	Moyenne pondérée par les débits nominaux des CTA des pourcentages d'air neuf dans le mélange soufflé moyens mensuels des locaux non-galeries, uniquement pour les CTA à mélange d'air (les CTA tout air neuf sont exclues de cette variable)	NoGal_AN : ratio de mélange d'air neuf dans l'air soufflé
Nombre de couverts du café/restaurant	Cui_Couv	Taux de remplissage journalier moyen mensuel du café/restaurant	Cui_Couv : % de la capacité d'accueil du restaurant atteinte en moyenne en soirée
Fréquentation	Visit_Jour	Nombre de visiteur journalier moyen mensuel	Visit_Jour : planning d'occupation exprimant la fraction de la densité d'occupation maximale moyenne journalière
Horaires d'ouverture au public	Visit_Heures	Durée d'ouverture au public journalière moyenne mensuelle	Visit_Heures_1 : Heure d'ouverture au public Visit_Heures_2 : Heure de fermeture au public
DJU chaud base 18	DJUc18	Degrés-jours de chauffage mensuel en base 18	2 niveaux pour ces 3 facteurs donnent lieu à 8 combinaisons différentes, que nous exprimons à travers 8 fichiers climatiques distincts
DJU froid base 10	DJUf10	Degrés-jours de climatisation mensuel en base 10	
Humidité spécifique moyenne	HS_moy	Humidité spécifique extérieure moyenne mensuelle	
Ensoleillement horizontal global	Sol_Moy	Ensoleillement global moyen mensuel	

Tableau 88: Définition des variables de modélisation en lien avec le M&V et les paramètres de simulation d'EnergyPlus

Nous avons donc fixé un ensemble de définitions pour les variables de modélisation qui sont toutes des moyennes. Cela permet de mettre ces variables en lien avec les points de mesures, qui devront être traités pour déterminer les valeurs correspondant à ces définitions, sur un pas mensuel.

Afin d'exécuter le jeu de simulations défini par le plan d'expérience, nous devons nous appuyer sur l'objet « parametrics » d'EnergyPlus. Comme illustré dans le Chapitre 3, il est possible, sans compétence de codage particulière, de traduire ce plan d'expérience en jeux de simulations paramétriques. La principale difficulté consiste à établir la correspondance entre les variables de simulation et les paramètres du plan d'expérience, qui sont les variables du métamodèle. Le tableau 86 résume donc également la correspondance entre les variables du métamodèle et les paramètres de la SED.

3. Résultats du plan d'expérience

Pour chaque essai du plan d'expérience, nous avons récolté les consommations énergétiques mensuelles tous usages, calculées par le modèle EnergyPlus et l'outil Excel associé. Dans cette partie, nous présentons les résultats concernant les polynômes créés pour chaque mois de l'année.

a) Consommations d'énergie estivales, du mois de mai au mois d'octobre

Les figures 125 à 130 présentent la liste les facteurs hiérarchisés par ordre d'influence selon le critère p-value < 0,02, pour les mois de mai, juin, juillet, août, septembre et octobre respectivement :

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	5,863	0,00000
Gal_Elec_Heures	5,165	0,00001
Gal_Elec	5,036	0,00001
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,612	0,00002
Gal_Hcmin	3,556	0,00028
NoGal_Elec_Heures	3,524	0,00030
Gal_Tprech	3,314	0,00049
NoGal_Elec	2,609	0,00246
Gal_Hcmax*HSmoy	2,551	0,00281
Gal_Elec*Gal_AS	2,404	0,00395
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,322	0,00476
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	2,291	0,00512
Gal_Tc*Gal_AS	2,101	0,00793
Gal_Elec*Visit_Jour	2,080	0,00831
Gal_Elec*DJU	2,055	0,00880
Gal_Hcmax*Gal_AS	2,038	0,00916
Gal_Tsouf*Solmoy	2,019	0,00958
For_Occ_Heures*DJU	1,900	0,01259
Visit_Jour	1,811	0,01545 ^
Gal_Tc	1,750	0,01780 ^
Cui_Couv	1,741	0,01814
For_Occ_Heures*HSmoy	1,721	0,01900
Visit_Jour*Visit_Heures	1,718	0,01913
Gal_AS*Visit_Jour	1,636	0,02314
For_Occ*NoGal_Tsouf	1,629	0,02348
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	1,623	0,02383
NoGal_Tc*Solmoy	1,612	0,02442
NoGal_AN*Visit_Jour	1,601	0,02505
For_Occ	1,591	0,02565 ^
NoGal_Elec_Heures*DJU	1,550	0,02816

Figure 125: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de mai

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	5,830	0,00000
Gal_Elec_Heures	4,959	0,00001
Gal_Elec	4,746	0,00002
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,525	0,00003
NoGal_Elec_Heures	3,333	0,00046
Gal_Hcmax	3,222	0,00060
Gal_Hcmax*Gal_AS	2,889	0,00129
NoGal_Elec	2,679	0,00209
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,530	0,00295
Gal_Elec*Gal_AS	2,417	0,00383
Gal_Hcmax*HSmoy	2,353	0,00444
DJU	2,185	0,00652
Gal_Hcmin	1,917	0,01210
Gal_Tsouf*Solmoy	1,842	0,01438
Cui_Couv	1,823	0,01502
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	1,783	0,01650
For_Occ*NoGal_Tsouf	1,775	0,01678
Visit_Jour*Visit_Heures	1,724	0,01889

Figure 126: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de juin

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	5,606	0,00000
Gal_Elec_Heures	4,247	0,00006
Gal_Elec	4,223	0,00006
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	3,883	0,00013
Gal_Hcmax	3,568	0,00027
Gal_Hcmax*Gal_AS	3,301	0,00050
NoGal_Elec_Heures	2,786	0,00164
NoGal_Elec	2,483	0,00329
HSmoy	2,114	0,00769
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,110	0,00775
Gal_Elec*Gal_AS	1,966	0,01081
DJU	1,892	0,01283
Gal_Hcmax*HSmoy	1,814	0,01533

Figure 127: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de juillet

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	5,748	0,00000
Gal_Elec_Heures	4,340	0,00005
Gal_Elec	4,299	0,00005
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	3,879	0,00013
Gal_Hcmax	3,479	0,00033
Gal_Hcmax*Gal_AS	3,377	0,00042
NoGal_Elec_Heures	2,893	0,00128
NoGal_Elec	2,503	0,00314
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,260	0,00550
Gal_Elec*Gal_AS	2,093	0,00807
DJU	1,939	0,01152
HSmoy	1,921	0,01198
Gal_Hcmax*HSmoy	1,875	0,01333

Figure 128: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois d'août

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	6,263	0,00000
Gal_Elec_Heures	5,518	0,00000
Gal_Elec	5,306	0,00000
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,995	0,00001
NoGal_Elec_Heures	3,856	0,00014
Gal_Hcmax*HSmoy	3,265	0,00054
NoGal_Elec	3,230	0,00059
Gal_Hcmax*Gal_AS	3,184	0,00065
Gal_Hcmax	3,041	0,00091 ^
Gal_Tprech	2,912	0,00123
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,786	0,00164
Gal_Hcmin	2,678	0,00210
Gal_Elec*Gal_AS	2,632	0,00234
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	2,617	0,00242
Cui_Couv	2,544	0,00286
Gal_Elec*Visit_Jour	2,290	0,00513
Gal_Tsouf*Solmoy	2,251	0,00561
Gal_Tc*Gal_AS	2,232	0,00586
For_Occ*NoGal_Tsouf	2,164	0,00686
Visit_Jour*Visit_Heures	2,104	0,00787
Gal_Hcmax*Visit_Heures	2,049	0,00893
Visit_Jour	2,003	0,00993 ^
Gal_Hcmax*Gal_Elec	1,994	0,01015
NoGal_Tc*NoGal_Tsouf	1,939	0,01152
For_Occ_Heures*DJU	1,915	0,01215
Gal_Tc*Gal_Hcmax	1,900	0,01260
Gal_Elec*DJU	1,896	0,01270
For_Occ	1,868	0,01356 ^
Gal_AS*Visit_Jour	1,855	0,01398
Gal_Hcmin*HSmoy	1,811	0,01545
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	1,752	0,01769
NoGal_Elec_Heures*DJU	1,752	0,01769
For_Occ*HSmoy	1,700	0,01996

Figure 129: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de septembre

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	6,957	0,00000
Gal_Elec_Heures	6,246	0,00000
Gal_Elec	6,087	0,00000
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	5,692	0,00000
Gal_Hcmin	4,607	0,00002
NoGal_Elec_Heures	4,280	0,00005
Gal_Tprech	4,167	0,00007
NoGal_Elec	3,774	0,00017
Gal_Elec*Gal_AS	3,453	0,00035
Gal_Hcmax*HSmoy	3,346	0,00045
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	3,303	0,00050
Gal_Elec*DJU	3,274	0,00053
Gal_Tsouf*Solmoy	3,184	0,00065
Cui_Couv	2,919	0,00120
Visit_Jour*Visit_Heures	2,855	0,00140
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	2,738	0,00183
NoGal_AN*Visit_Jour	2,704	0,00197
HSmoy	2,660	0,00219 ^
For_Occ_Heures*DJU	2,622	0,00239
Gal_Hcmax*Visit_Heures	2,561	0,00275
For_Occ*NoGal_Tsouf	2,506	0,00312
Gal_Elec*Visit_Jour	2,491	0,00323
Gal_AS*Visit_Jour	2,490	0,00323
Gal_Hcmin*HSmoy	2,415	0,00385
Gal_Tprech*HSmoy	2,323	0,00475
Gal_Tc*Gal_AS	2,284	0,00521
NoGal_Elec_Heures*DJU	2,269	0,00538
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	2,249	0,00563
NoGal_Tc*Solmoy	2,245	0,00569
For_Occ	2,223	0,00599 ^
For_Occ*HSmoy	2,212	0,00614
Gal_AN*Solmoy	2,189	0,00647
Gal_Tsouf*Gal_Tprech	2,107	0,00782
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	2,006	0,00987
Gal_Elec*Gal_Tsouf	1,997	0,01008
For_Occ_Heures*HSmoy	1,990	0,01023
Gal_Hcmax*Gal_AS	1,987	0,01029
Cui_Couv*DJU	1,983	0,01039
NoGal_Elec_Heures*Visit_Heures	1,980	0,01048
Gal_Hcmax*Gal_Elec	1,977	0,01053
Gal_Tc*Gal_Elec_Heures	1,940	0,01147
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	1,937	0,01156
For_Occ_Heures*NoGal_Elec_Heures	1,934	0,01164
Gal_AN*HSmoy	1,893	0,01280
Gal_Hcmin*Visit_Heures	1,882	0,01311
HSmoy*Solmoy	1,879	0,01321
Gal_AS*Visit_Heures	1,864	0,01367
Gal_Hcmax*DJU	1,862	0,01373
Gal_AN*Gal_AS	1,860	0,01379
Visit_Jour*Solmoy	1,859	0,01382
Gal_Hcmin*Gal_Tprech	1,839	0,01449
For_Occ*For_Occ_Heures	1,825	0,01498
NoGal_Elec_Heures*NoGal_AN	1,784	0,01646
NoGal_Tc*NoGal_Tsouf	1,772	0,01691
Visit_Heures*Solmoy	1,756	0,01754
Gal_Hcmin*Gal_AS	1,745	0,01797
For_Occ_Heures*NoGal_Elec	1,709	0,01952

Figure 130: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois d'octobre

Tout d'abord, nous pouvons constater que le nombre de facteurs influents augmente pour les mois proches de la mi-saison (mai et octobre) par rapport aux mois de juillet et d'août.

La hiérarchisation des facteurs selon la p-value indique que les facteurs les plus influents sont ceux ayant trait aux consommations électriques spécifiques ainsi que le débit de soufflage dans les galeries. Toutefois, nous pouvons observer que les consommations électriques spécifiques dans les locaux autres que les galeries sont également des facteurs très influents. La consigne de déshumidification, le taux

d'humidité spécifique de l'air extérieur et les DJU froids sont également des facteurs influents pour tous les mois de cette période estivale. L'ensoleillement est par ailleurs un facteur influent sur presque tous les mois, à l'exception du mois d'août, mais sa p-value est inférieure à 0,03 et nous pouvons juger qu'il est pertinent de l'inclure. A mesure que l'on s'approche des mois de début et de fin de la période estivale, les autres facteurs deviennent plus influents. Autrement dit, la force des effets devient plus équilibrée entre les facteurs de la matrice d'expérience. A ce titre, la consigne d'humidification et la température de soufflage des CTA galeries sont les facteurs qui apparaissent rapidement comme influents, puis viennent les taux et durée de fréquentation du site, du forum et du café/restaurant. Ensuite, nous trouvons la température intérieure des galeries et des zones non-galeries et la température de soufflage des CTA non-galeries.

Enfin, nous trouvons la consigne de température de préchauffage des CTA galeries et le taux de mélange d'air neuf pour les CTA galeries et non-galeries.

Le tableau 89 ci-dessous résume le nombre de facteurs influents, les facteurs influents communs à tous les mois, et les facteurs influents propres à chaque mois, selon le critère de p-value < 0,02 :

<table>
<tr><th>Mois</th><th>Nombre de facteurs influents</th><th>Facteurs influents communs à tous les mois</th><th>Facteurs influents supplémentaires propres à chaque mois</th></tr>
<tr><td>Mai</td><td>17</td><td rowspan="5">Le pourcentage d'air soufflé dans les galeries, la puissance électrique moyenne et la durée de fonctionnement des équipements spécifiques et de l'éclairage des galeries, la puissance électrique moyenne et la durée de fonctionnement des équipements spécifiques et de l'éclairage des zones non-galeries, consigne de déshumidification des galeries, l'humidité spécifique de l'air extérieur, les DJU froid</td><td>Consigne d'humidification des galeries, consigne de température de préchauffage des CTA galeries, la température intérieure des galeries, l'ensoleillement, le taux et la durée de fréquentation du site, le taux et la durée de fréquentation du forum, le taux de remplissage du café/restaurant</td></tr>
<tr><td>Juin</td><td>14</td><td>Consigne d'humidification des galeries, l'ensoleillement, la température de soufflage des CTA galeries, le taux et la durée de fréquentation du site, le taux et la durée de fréquentation du forum, le taux de remplissage du café/restaurant</td></tr>
<tr><td>Juillet</td><td>10</td><td>L'ensoleillement, la température de soufflage des CTA galeries</td></tr>
<tr><td>Août</td><td>8</td><td>N/A</td></tr>
<tr><td>Septembre</td><td>20</td><td>Consigne de température de préchauffage des CTA galeries, consigne d'humidification des galeries, température intérieure des galeries, température de soufflage des CTA galeries, taux de remplissage du café/restaurant, taux et durée de fréquentation du site, taux et durée de fréquentation du forum, température intérieure des zones non-galeries, température de soufflage des CTA non-galeries, ensoleillement</td></tr>
</table>

Octobre	22		Consigne de température de préchauffage des CTA galeries, consigne d'humidification des galeries, température intérieure des galeries, température de soufflage des CTA galeries, taux de remplissage du café/restaurant, taux et durée de fréquentation du site, taux et durée de fréquentation du forum, température intérieure des zones non-galeries, température de soufflage des CTA non-galeries, ensoleillement, taux de mélange d'air neuf des CTA galeries, taux de mélange d'air neuf des CTA non-galeries

Tableau 89 : Nombre de facteurs influents, facteurs influents communs à tous les mois et facteurs influents propres à chaque mois, pour la saison estivale

Le tableau 90 ci-dessous fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations énergétiques tous usages du mois de juin :

Terme	Coefficient
Constante	383597,8
Gal_AS	41061
Gal_Elec_Heures	22755,8
Gal_Elec	21129,6
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	20933
NoGal_Elec_Heures	11130,2
NoGal_Elec	8045,3
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	8040,3
DJU	6118,3
Cui_Couv	5462,5
Gal_Hcmin	5015,3
Visit_Jour*Visit_Heures	4421,4
Gal_Tsouf*Solmoy	-4927,9
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	-5263,8
For_Occ*NoGal_Tsouf	-5732,8
Gal_Hcmax*HSmoy	-6553,2
Gal_Elec*Gal_AS	-7054,9
Gal_Hcmax*Gal_AS	-9505,5
Gal_Hcmax	-11303,6

Tableau 90: Coefficients du polynôme des consommations énergétiques tous usage du mois de juin en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La valeur de la constante, 383597,8kWh, peut être réduite à 318760,8kWh, valeur à laquelle s'ajoute les termes suivants :

- Œuvre « Grotto » : 17558,4 x Grotto_Heures, avec

$$Grotto_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x31}, \in [0;1]$$

- Fontaines : 31099,2 x Font_Heures avec

$$Font_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x31}, \in [0;1]$$

- Eclairage extérieure : 26220,8 x Ecl_Ext_Heures avec

$$Ecl_Ext_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{12x31}, \in [0;1]$$

- Escaliers mécaniques : 9715,8 x EM_Heures avec

$$EM_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{10x31x(\frac{6}{7})}, \in [0;1]$$

Le tableau 91 ci-dessous fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations énergétiques tous usages du mois d'août :

Terme	**Coefficient**
Constante	403355
Gal_AS	48113,5
Gal_Elec	21466,6
Gal_Elec_Heures	21171,5
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	20073,3
NoGal_Elec_Heures	11003,1
NoGal_Elec	9437,7
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	8318,7
HSmoy	7732,5
DJU	6720,4
Gal_Tsouf*Solmoy	-5866,1
Gal_Hcmax*HSmoy	-6269,7
Gal_Elec*Gal_AS	-7134
Gal_Hcmax*Gal_AS	-15171,5
Gal_Hcmax	-17394,1

Tableau 91: Coefficients du polynôme des consommations énergétiques tous usage du mois d'août en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La valeur de la constante, 403355kWh, peut être réduite à 301732,4kWh, valeur à laquelle s'ajoute les termes suivants :

- Œuvre « Grotto » : 16992 x Grotto_Heures, avec

$$Grotto_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x30}, \in [0;1]$$

- Fontaines : 30096 x Font_Heures avec

$$Font_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x30}, \in [0;1]$$

- Eclairage extérieure : 25375 x Ecl_Ext_Heures avec

$$Ecl_Ext_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{12x30}, \in [0;1]$$

- Escaliers mécaniques : 9402,4 x EM_Heures avec

$$EM_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{10x30x(\frac{6}{7})}, \in [0;1]$$

Les coefficients des autres polynômes mensuels sont fournis en annexe 2.

Les figures 131 à 136 illustrent le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues, pour les mois de mai, juin, juillet, août, septembre et octobre respectivement :

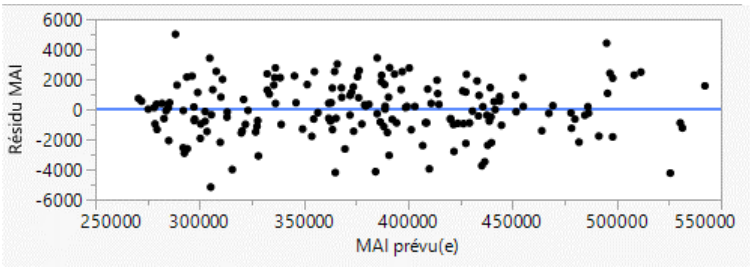


Figure 131: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de mai

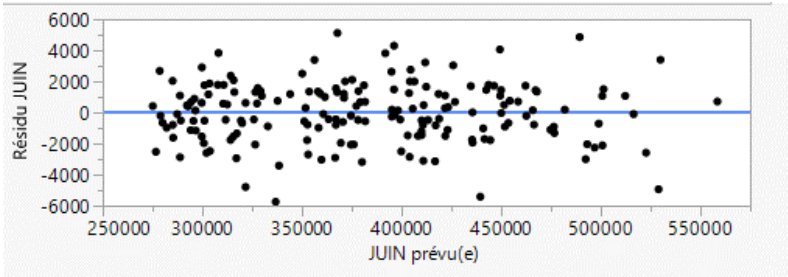


Figure 132: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de juin

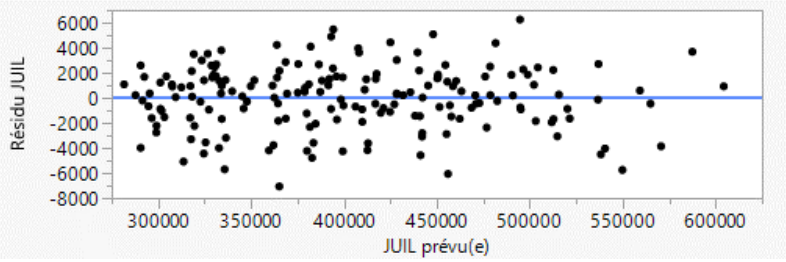


Figure 133: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de juillet

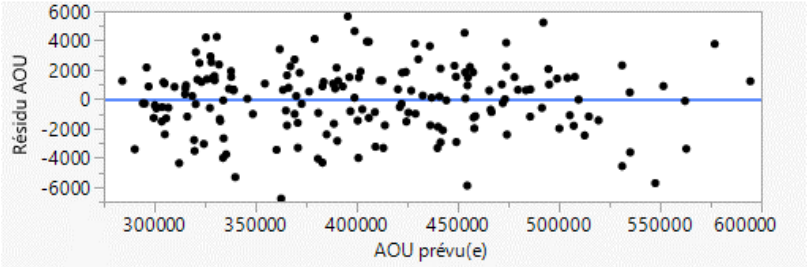


Figure 134: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois d'août

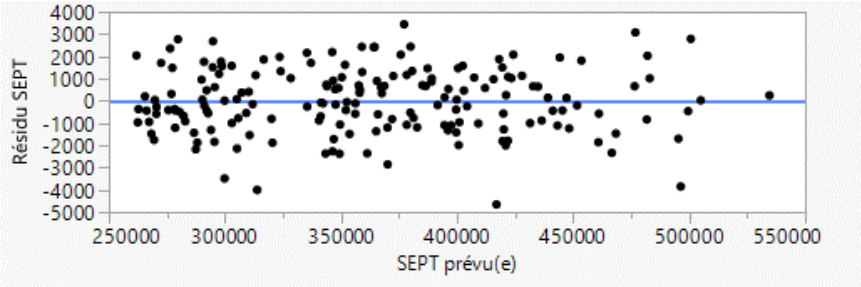


Figure 135: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de septembre

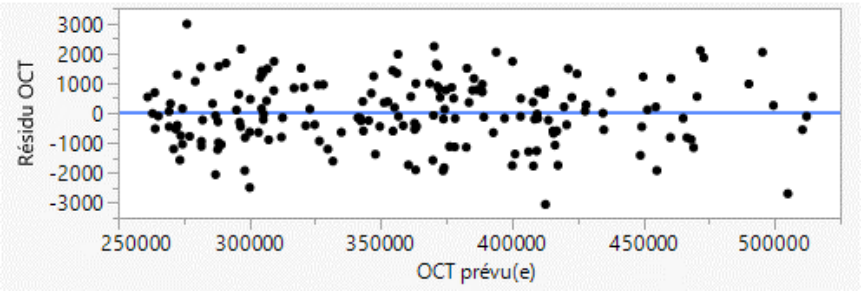


Figure 136: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois d'octobre

Ces six graphiques ne montrent pas de forme particulière, ce qui confirme qu'un polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 est une forme mathématique adaptée. Les graphiques de la figure 137 s illustrent les consommations d'énergie calculées par SED en fonction des consommations d'énergie calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2, pour les mois de mai, juin, juillet, août, septembre et octobre. Nous observons une très bonne corrélation pour chacun des mois :

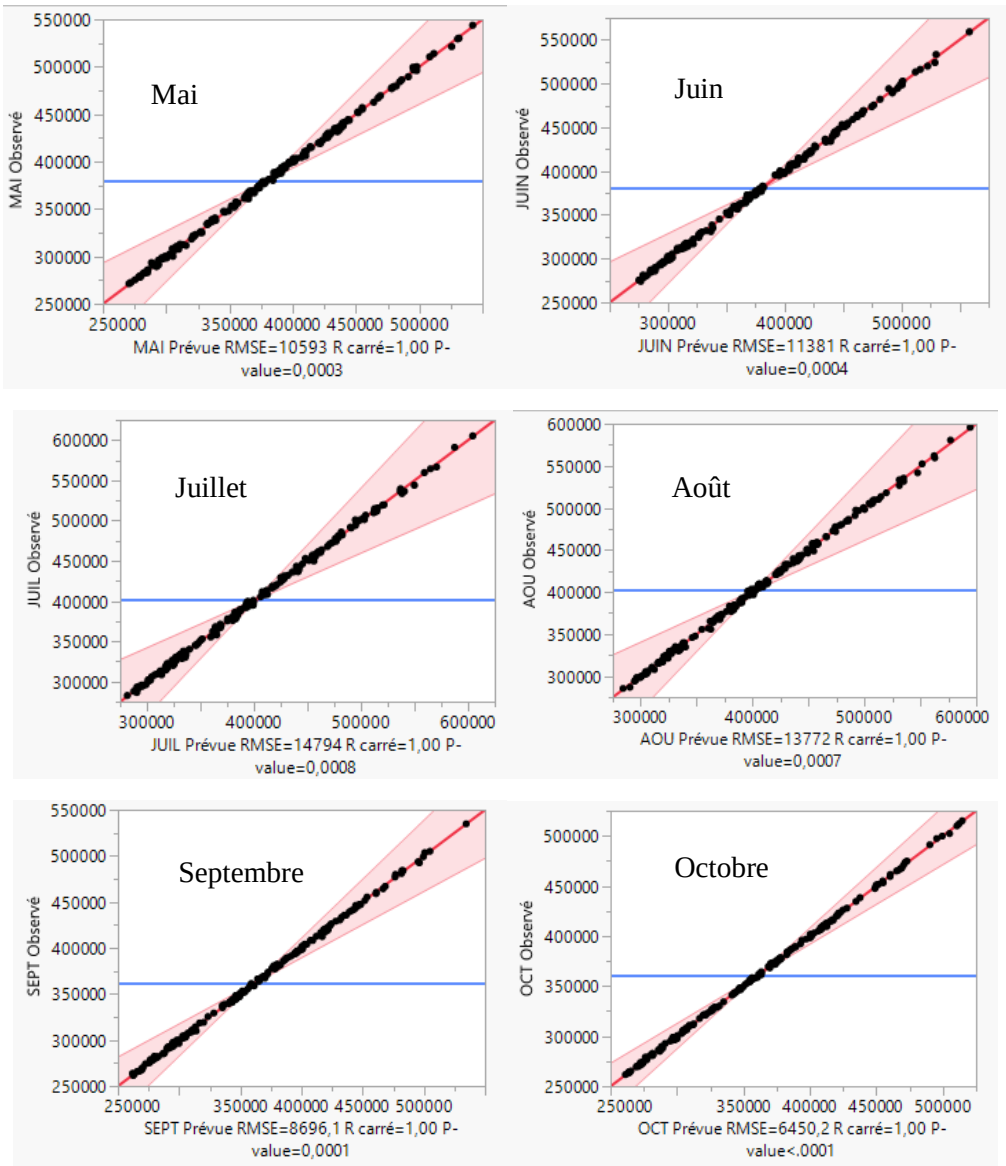


Figure 137: graphique des consommations d'énergie calculées par SED en fonction des consommations d'énergie calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour le mois de mai à octobre

Le tableau 92 ci-dessus résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED. Le coefficient de détermination R^2 est très bon. Le CV(RMSE) est compris entre 1,8% et 3,7% et le NMBE est de 0% ce qui est conforme aux critères de l'IPMVP. La précision relative est comprise entre 4,6% et 9,5%.

Indicateur	Mai	Juin	Juillet	Août	Septembre	Octobre
Nombre de points	180	180	180	180	180	180
Degrés de liberté	5	5	5	5	5	5
Moyenne de la réponse	380381 kWh	381235,4 kWh	401878,7 kWh	402075,8 kWh	362165,9 kWh	360958,9 kWh
R^2	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
R^2 ajusté	0,974	0,971	0,960	0,963	0,982	0,989
RMSE	10593,2 kWh	11380,7 kWh	14794,1 kWh	13772,1 kWh	8696,1 kWh	6450,2 kWh
CV(RMSE)	2,8%	3,0%	3,7%	3,4%	2,4%	1,8%
MBE	0,00043 kWh	0,01 kWh	0,00981 kWh	-0,00139 kWh	-0,027 kWh	-0,013 kWh
NMBE	~ 0%	~ 0%	~ 0%	~ 0%	~ 0%	~ 0%
F de Fischer	40	35,4	25,9	28,1	55,7	102,2
Facteur d'élargissement	2,57	2,57	2,57	2,57	2,57	2,57
Précision absolue	27224,6 kWh	29248,3 kWh	38020,9 kWh	35394,3 kWh	22348,9 kWh	16577,1 kWh
Précision relative	7,2%	7,7%	9,5%	8,8%	6,2%	4,6%

Tableau 92: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 calculant les consommations d'énergie tous usages en fonction de tous les facteurs d'exploitation pour les mois de la période estivale

b) Consommations d'énergie hivernales, du mois de novembre au mois d'avril

Les figures 138 à 143 présentent la liste les facteurs hiérarchisés par ordre d'influence selon le critère p-value < 0,02, pour les mois de novembre, décembre, janvier, février, mars et avril respectivement :

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	5,907	0,00000
Gal_Elec_Heures	4,763	0,00002
Gal_Hcmin	4,687	0,00002
Gal_Elec	4,632	0,00002
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,065	0,00009
Gal_Tprech	3,916	0,00012
NoGal_Tc	3,528	0,00030
HSmoy	3,413	0,00039
NoGal_Elec_Heures	3,055	0,00088
Gal_AN	2,796	0,00160
DJU	2,548	0,00283
Gal_AN*Gal_AS	2,386	0,00412
NoGal_Elec	2,040	0,00912
Gal_Elec*Gal_Tprech	1,914	0,01220
Gal_Tc*Gal_Tprech	1,912	0,01225
Cui_Couv	1,886	0,01301

Figure 138: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de novembre

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	7,036	0,00000
Gal_Elec_Heures	5,452	0,00000
Gal_Hcmin	5,439	0,00000
Gal_Elec	5,424	0,00000
NoGal_Tc	4,844	0,00001
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,775	0,00002
Gal_Tprech	4,459	0,00003
Gal_AN	4,405	0,00004
HSmoy	3,878	0,00013
NoGal_Elec_Heures	3,753	0,00018
Gal_AN*Gal_AS	3,551	0,00028
DJU	3,515	0,00031
NoGal_Elec	2,774	0,00168
Cui_Couv	2,715	0,00193
Gal_Elec*Gal_Tprech	2,670	0,00214
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,465	0,00343
Gal_Hcmin*Gal_AS	2,354	0,00443
Gal_Tc*Gal_Tprech	2,348	0,00448
Gal_Elec*Gal_AN	2,334	0,00463
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	2,325	0,00473
Gal_Elec*Gal_AS	2,230	0,00589
Gal_AS*Gal_Tprech	2,147	0,00713
Gal_Hcmax*Visit_Heures	2,114	0,00769
NoGal_Tc*DJU	2,032	0,00928
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	2,000	0,01001
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	1,995	0,01011
NoGal_AN*Visit_Jour	1,816	0,01527
Gal_Tc*Gal_AS	1,805	0,01567
Gal_AS*Visit_Jour	1,771	0,01696
Gal_Tsouf*Gal_Tprech	1,766	0,01714
Gal_Elec*DJU	1,752	0,01770

Figure 139: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de décembre

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	6,754	0,00000
Gal_Hcmin	5,189	0,00001
Gal_Elec	5,036	0,00001
Gal_Elec_Heures	5,006	0,00001
NoGal_Tc	4,520	0,00003
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,377	0,00004
Gal_AN	4,265	0,00005
Gal_Tprech	4,010	0,00010
HSmoy	3,808	0,00016
DJU	3,428	0,00037
NoGal_Elec_Heures	3,297	0,00050
Gal_AN*Gal_AS	3,225	0,00060
Cui_Couv	2,494	0,00320
NoGal_Elec	2,448	0,00357
Gal_Elec*Gal_Tprech	2,313	0,00486
Gal_Hcmin*Gal_AS	2,131	0,00739
Gal_Tc*Gal_Tprech	2,115	0,00767
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,106	0,00784
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	2,073	0,00845
Gal_Elec*Gal_AS	1,970	0,01072
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	1,914	0,01218
Gal_Hcmax*Visit_Heures	1,865	0,01366
Gal_Elec*Gal_AN	1,855	0,01398

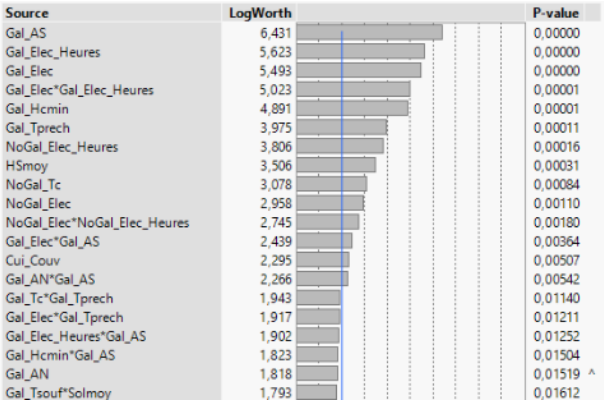
Figure 140: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de janvier

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	7,117	0,00000
Gal_Hcmin	5,508	0,00000
Gal_Elec	5,367	0,00000
Gal_Elec_Heures	5,337	0,00000
NoGal_Tc	4,858	0,00001
Gal_AN	4,794	0,00002
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,654	0,00002
Gal_Tprech	4,389	0,00004
HSmoy	3,988	0,00010
DJU	3,652	0,00022
NoGal_Elec_Heures	3,633	0,00023
Gal_AN*Gal_AS	3,624	0,00024
Cui_Couv	2,795	0,00160
NoGal_Elec	2,725	0,00188
Gal_Elec*Gal_Tprech	2,695	0,00202
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,481	0,00331
Gal_Tc*Gal_Tprech	2,400	0,00398
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	2,349	0,00448
Gal_Elec*Gal_AS	2,302	0,00499
Gal_Hcmin*Gal_AS	2,268	0,00540
Gal_Elec*Gal_AN	2,224	0,00597
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	2,129	0,00744
Gal_AS*Gal_Tprech	2,093	0,00808
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	2,012	0,00972
Gal_Hcmax*Visit_Heures	2,006	0,00986
Gal_Tc*Gal_AS	1,956	0,01106
NoGal_Tc*DJU	1,863	0,01371
Gal_Elec*DJU	1,814	0,01534
Gal_Tsouf*Solmoy	1,748	0,01787

Figure 141: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de février

Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	6,719	0,00000
Gal_Elec_Heures	5,664	0,00000
Gal_Elec	5,586	0,00000
Gal_Hcmin	5,413	0,00000
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	4,964	0,00001
Gal_Tprech	4,544	0,00003
HSmoy	4,312	0,00005
NoGal_Elec_Heures	3,877	0,00013
NoGal_Tc	3,779	0,00017
Gal_AN	3,499	0,00032
NoGal_Elec	2,795	0,00160
Gal_AN*Gal_AS	2,767	0,00171
Cui_Couv	2,567	0,00271
Gal_Elec*Gal_AS	2,559	0,00276
DJU	2,529	0,00296
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,520	0,00302
Gal_Elec*Gal_Tprech	2,488	0,00325
Gal_Tc*Gal_Tprech	2,399	0,00399
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	2,138	0,00728
Gal_Hcmin*Gal_AS	2,107	0,00782
Gal_Tsouf*Gal_Tprech	2,057	0,00877
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	2,042	0,00907
Gal_Elec*Gal_AN	2,038	0,00916
Gal_AS*Gal_Tprech	2,008	0,00982
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	1,948	0,01127
Gal_Tc*Gal_AS	1,901	0,01255
NoGal_Tc*DJU	1,883	0,01309
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	1,830	0,01479
Visit_Jour	1,738	0,01827
Gal_Tsouf*Solmoy	1,725	0,01883

Figure 142: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois de mars



Source	LogWorth	P-value
Gal_AS	6,431	0,00000
Gal_Elec_Heures	5,623	0,00000
Gal_Elec	5,493	0,00000
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	5,023	0,00001
Gal_Hcmin	4,891	0,00001
Gal_Tprech	3,975	0,00011
NoGal_Elec_Heures	3,806	0,00016
HSmoy	3,506	0,00031
NoGal_Tc	3,078	0,00084
NoGal_Elec	2,958	0,00110
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	2,745	0,00180
Gal_Elec*Gal_AS	2,439	0,00364
Cui_Couv	2,295	0,00507
Gal_AN*Gal_AS	2,266	0,00542
Gal_Tc*Gal_Tprech	1,943	0,01140
Gal_Elec*Gal_Tprech	1,917	0,01211
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	1,902	0,01252
Gal_Hcmin*Gal_AS	1,823	0,01504
Gal_AN	1,818	0,01519
Gal_Tsouf*Solmoy	1,793	0,01612

Figure 143: Classement de l'effet des facteurs pour le plan d'expérience du modèle d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour les consommations du mois d'avril

Le tableau 93 ci-dessous résume le nombre de facteurs influents, les facteurs influents communs à tous les mois, et les facteurs influents propres à chaque mois, selon le critère de p-value < 0,02 :

Mois	Nombre de facteurs influents	Facteurs influents communs à tous les mois	Facteurs influents supplémentaires propres à chaque mois
Novembre	13	Débit de soufflage des CTA galeries, puissances moyennes et durée de fonctionnement des équipements spécifiques et de l'éclairage des galeries, puissances moyennes et durée de fonctionnement des équipements spécifiques et de l'éclairage des zones non-galeries, consigne d'humidification des galeries, consigne de température de préchauffage des CTA galeries, température intérieure des zones non-galeries, DJU chaud, humidité spécifique de l'air extérieur, taux d'air neuf des CTA galeries, taux de fréquentation du restaurant, température intérieure des zones galeries	N/A
Décembre	18		Consigne de déshumidification, taux et durée de fréquentation du site, température de soufflage des CTA galeries, taux d'air neuf des CTA non-galeries
Janvier	14		Consigne de déshumidification
Février	17		Consigne de déshumidification, durée de fréquentation du site, ensoleillement, température de soufflage des CTA galeries
Mars	17		Consigne de déshumidification, taux de fréquentation du site, ensoleillement, température de soufflage des CTA galeries
Avril	15		Ensoleillement, température de soufflage des CTA galeries

Tableau 93 : Nombre de facteurs influents, facteurs influents communs à tous les mois et facteurs influents propres à chaque mois, pour la saison hivernale

Tout d'abord, nous pouvons constater que le nombre de facteurs influents est variable selon les mois. La tendance n'est pas la même que pour les consommations de la période estivale. La plupart des facteurs influents sont communs sur tous les mois de cette période. Les facteurs propres à chaque mois sont variables, et sont tous proches de la valeur seuil de 0,02 de la p-value. Cela indique, à nouveau, que le choix de cette valeur peut être adapté en fonction du jugement.

La hiérarchisation des facteurs selon la p-value indique que les facteurs les plus influents sont ceux ayant trait aux consommations électriques spécifiques ainsi que le débit de soufflage dans les galeries. Toutefois, nous pouvons observer que les consommations électriques spécifiques dans les locaux autres que les galeries sont également des facteurs très influents. Cette observation est donc valable pour toute l'année. La consigne de d'humidification et l'humidité spécifique de l'air sont des facteurs influents et nous observons que la consigne de déshumidification est influente pour la plupart des mois. Ainsi, le contrôle de l'humidité est un poste consommateur d'énergie également en hiver. La consigne de préchauffage de l'air des CTA galeries a également un impact sur les consommations. Ceci est notamment dû au fait que, même durant la période hivernale, l'eau glacée est utilisée pour le contrôle de l'humidité et, si la consigne de préchauffage est trop élevée, cela peut créer de longues périodes où la batterie de préchauffage réchauffe de l'air extérieur qui est ensuite refroidi. Les DJU chaud font partie des facteurs influents, comme le taux d'air neuf des CTA galerie et la fréquentation du café/restaurant, qui asservit le taux de fonctionnement des équipements de cuisine et du débit d'air neuf nécessaire pour ventiler cette zone. Les températures intérieures des galeries et des zones non-galeries apparaissent comme des paramètres modérément influents. Enfin, le taux de fréquentation du site, l'ensoleillement et la température de soufflage des CTA galerie sont des facteurs ayant une influence variable selon les mois.

Le tableau 94 ci-dessous fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations énergétiques tous usages du mois de décembre :

Terme	**Coefficient**
Constante	436983,5
Gal_AS	51825,7
Gal_Elec	20955,7
Gal_Hcmin	20718,5
Gal_Elec_Heures	20697,3
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	17011,1
NoGal_Tc	15683
Gal_Tprech	13799,7
Gal_AN	13612
Gal_AN*Gal_AS	9941,6
NoGal_Elec_Heures	9864,1
DJU	8743,2
Cui_Couv	6458,8
NoGal_Elec	6105,8
Gal_Elec*Gal_Tprech	5914
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	5616,5
Gal_Hcmin*Gal_AS	5348,1
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	5204
NoGal_Tc*DJU	4262
NoGal_AN*Visit_Jour	4060,7
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	3883,1

Gal_Tc*Gal_AS	3861,2
Gal_Tsouf*Gal_Tprech	3831,7
Gal_Elec*DJU	3705,8
Gal_AS*Visit_Jour	-3695,4
Gal_Hcmax*Visit_Heures	-4175,4
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	-4287
Gal_Elec*Gal_AS	-4607,6
Gal_Elec*Gal_AN	-4629,2
Gal_Tc*Gal_Tprech	-4892,1
Gal_AS*Gal_Tprech	-5443,4
HSmoy	-10539,5

Tableau 94: Coefficients du polynôme des consommations énergétiques tous usage du mois de décembre en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La valeur de la constante, 436983,5kWh, peut être réduite à 352389,3kWh, valeur à laquelle s'ajoute les termes suivants :

- Œuvre « Grotto » : 17558,4 x Grotto_Heures, avec
$$Grotto_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x31}, \in [0;1]$$
- Fontaines : 31099,2 x Font_Heures avec
$$Font_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x31}, \in [0;1]$$
- Eclairage extérieure : 26220,8 x Ecl_Ext_Heures avec
$$Ecl_Ext_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{12x31}, \in [0;1]$$
- Escaliers mécaniques : 9715,8 x EM_Heures avec
$$EM_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{10x31x(\frac{6}{7})}, \in [0;1]$$

Le tableau 95 ci-dessous fournit les coefficients du polynôme modélisant les consommations énergétiques tous usages du mois de février :

Terme	Coefficient
Constante	413197
Gal_AS	49215,5
Gal_Hcmin	19570,3
Gal_Elec	18667,2
Gal_Elec_Heures	17945,7
Gal_AN	14945,3
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	14705,2
NoGal_Tc	14439,5
Gal_Tprech	12218,4
Gal_AN*Gal_AS	9421,5
DJU	8546,8

NoGal_Elec_Heures	8515,4
Cui_Couv	6155,2
Gal_Elec*Gal_Tprech	5478,4
NoGal_Elec	5446,7
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	5179,9
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	4821,2
Gal_Hcmin*Gal_AS	4666,7
Gal_Tc*Gal_AS	3864,6
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	3587
NoGal_Tc*DJU	3530,1
Gal_Elec*DJU	3520,9
Gal_Tsouf*Solmoy	-3076,4
Gal_Hcmax*Visit_Heures	-3591,5
Gal_Elec*Gal_AN	-3986,2
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	-4220,4
Gal_Elec*Gal_AS	-4383,5
Gal_Tc*Gal_Tprech	-4600,6
Gal_AS*Gal_Tprech	-4828,6
HSmoy	-10160,8

Tableau 95: Coefficients du polynôme des consommations énergétiques tous usage du mois de février en fonction de tous les facteurs de la phase exploitation

La valeur de la constante, 413197kWh, peut être réduite à 36789,3kWh, valeur à laquelle s'ajoute les termes suivants :

- Œuvre « Grotto » : 15859,2 x Grotto_Heures, avec
$$Grotto_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x28}, \in [0;1]$$
- Fontaines : 28089,6 x Font_Heures avec
$$Font_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{24x28}, \in [0;1]$$
- Eclairage extérieure : 23683,3 x Ecl_Ext_Heures avec
$$Ecl_Ext_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{12x28}, \in [0;1]$$
- Escaliers mécaniques : 8775,6 x EM_Heures avec
$$EM_Heures = \frac{Temps\ de\ fonctionnement\ mensuel}{10x28x(\frac{6}{7})}, \in [0;1]$$

Les coefficients des autres polynômes mensuels de la période hivernale sont fournis en annexe 2.

Les figures 144 à 149 illustrent le graphique des résidus en fonction des valeurs prévues, pour les mois de mai, juin, juillet, août, septembre et octobre respectivement. Ces six graphiques ne montrent pas de forme particulière, ce qui confirme qu'un polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 est une forme mathématique adaptée. Les résidus ne dépassent pas 6000kWh.

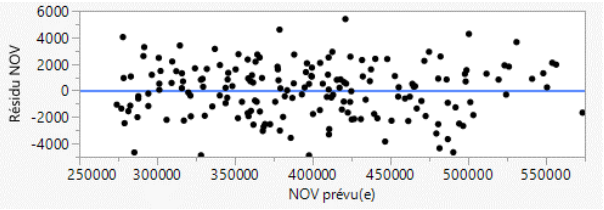


Figure 144: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de novembre

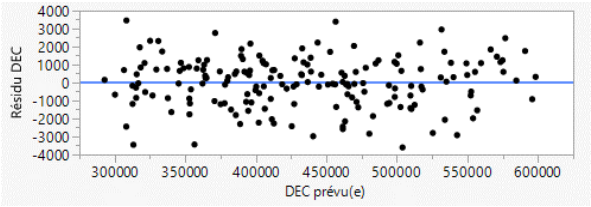


Figure 145: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de décembre

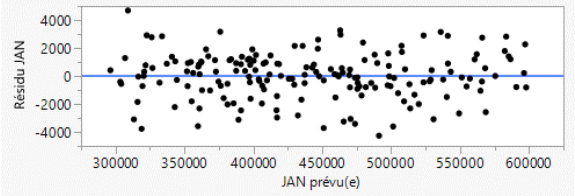


Figure 146: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de janvier

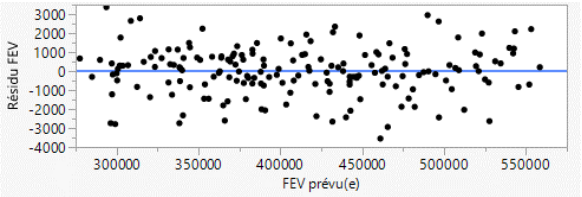


Figure 147: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de février

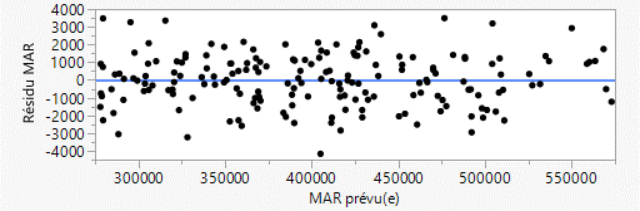


Figure 148: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois de mars

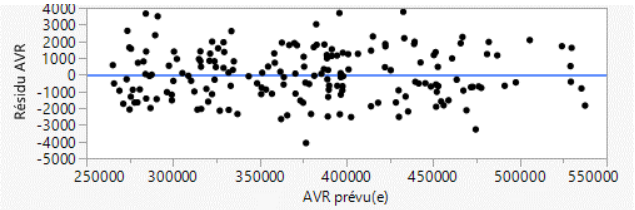


Figure 149: Graphique des résidus en fonction des valeurs prévue pour le polynôme de prédiction de la consommation d'énergie tous usages du mois d'avril

Les graphiques de la figure 150 illustrent les consommations d'énergie calculées par SED en fonction des consommations d'énergie calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2, pour les mois de novembre, décembre, janvier, février, mars et avril :

Figure 150: graphique des consommations d'énergie calculées par SED en fonction des consommations d'énergie calculées par le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 pour le mois de mai à octobre

Nous observons une très bonne corrélation pour chacun des mois.

Le tableau 96 ci-dessous résume les indicateurs statistiques permettant de confirmer la qualité du modèle obtenu par rapport aux résultats de la SED. Le coefficient de détermination R^2 est très bon. Le CV(RMSE) est compris entre 1,8% et 3,0% et le NMBE est de 0% ce qui est conforme aux critères de l'IPMVP. La précision relative est comprise entre 4,7% et 7,7%.

Indicateur	Novembre	Décembre	Janvier	Février	Mars	Avril
Nombre de points	180	180	180	180	180	180
Degrés de liberté	5	5	5	5	5	5
Moyenne de la réponse	396904,3 kWh	433078,1 kWh	438329,5 kWh	409944,7 kWh	402035,4 kWh	376669,8 kWh
R^2	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999	0,999
R^2 ajusté	0,973	0,989	0,985	0,989	0,987	0,983
RMSE	11843,9 kWh	8227,5 kWh	9728,2 kWh	7525,6 kWh	8724,7 kWh	8958 kWh
CV(RMSE)	3,0%	1,9%	2,2%	1,8%	2,2%	2,4%
MBE	0	0	0	0	0	0
NMBE	0%	0%	0%	0%	0%	0%
F de Fischer	37,9	90,7	67,2	93,6	77,5	60,1
Facteur d'élargissement	2,57	2,57	2,57	2,57	2,57	2,57
Précision absolue	30438,7 kWh	21144,6 kWh	25001,4 kWh	19340,7 kWh	22422,5 kWh	23022 kWh
Précision relative	7,7%	4,9%	5,7%	4,7%	5,6%	6,1%

Tableau 96: Indicateurs statistiques pour le polynôme d'ordre 1 avec interactions d'ordre 2 calculant les consommations d'énergie tous usages en fonction de tous les facteurs d'exploitation pour les mois de la période hivernale

E. Propagation des incertitudes dans le modèle polynomial et calcul de l'incertitude globale de l'estimation

Dans cette partie, nous estimerons l'incertitude sur les données d'entrées en fonction des données mesurées dont nous disposons, puis nous utiliserons les polynômes créés pour effectuer la propagation des incertitudes sur les consommations calculées par le modèle polynomial. Nous combinerons cette incertitude avec l'incertitude de modélisation calculée dans la partie D.

Cela nous permet de calculer une incertitude globale de prédiction de la consommation énergétique tous usages en fonction de la précision avec laquelle nous connaissons l'intensité d'usage et de la qualité d'exploitation.

Les données de fonctionnement à disposition couvrent la période de juin 2015 à avril 2016. Le tableau 97 ci-dessous liste les consommations issues des relevés EDF sur cette période :

Mois	Consommation d'énergie
Juin 2015	391817 kWh
Juillet 2015	463254 kWh
Août 2015	424162 kWh
Septembre 2015	386041 kWh
Octobre 2015	362634 kWh
Novembre 2015	368271 kWh
Décembre 2015	368193 kWh
Janvier 2016	390020 kWh
Février 2016	381645 kWh
Mars 2016	419341 kWh
Avril 2016	380502 kWh

Tableau 97: Consommation d'énergie mensuelle issue des relevés EDF durant la période de juin 2015 à avril 2016

Les données mesurées que nous possédons pour les variables de fonctionnement ont été analysées et regroupées, selon les définitions décrites dans le tableau 86, afin de les faire correspondre à la définition des variables du polynôme.

Pour chacune d'elles, nous considérons les incertitudes de mesures sur la base des éléments du chapitre 2 partie D.2, ainsi que des exigences de précision concernant le contrôle de l'humidité propres aux galeries. Ainsi, nous considérons les incertitudes de mesures suivantes :

- Températures : +/- 1K
- Humidité : +/-5%
- Position de registre de mélange d'air : +/-10%

Ces données sont associées à une valeur moyenne et une distribution normale avec un écart-type. A partir des séries de données relevées à un pas infra-horaire, nous avons déterminé la valeur des moyennes correspondant aux définitions des variables du modèle. Les données qui ne sont pas mesurées, ou dont l'estimation indirecte à partir de données à disposition sont jugées trop hasardeuses, sont donc inconnues et sont associées à un intervalle de variation et à une distribution uniforme. Les tableaux 98, 99 et 100 ci-dessous illustrent les données à disposition pour le mois de Janvier 2016.

Variable	Définition	Unité	Moyenne	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G8	G9	G10	G11
Gal_Tc	Moyenne pondérée par la surface des températures des 11 galeries	°C	20,9	20,8	20,5	20,8	19,7	20,6	20,6	21,1	24,1	19,8	20,4
Gal_Hcmin	Minimum des taux d'humidité absolue moyen mesurés dans les galeries	g_{eau} / kg_{as}	5,9	6,6	6,7	7,3	6,6	7,3	6,6	7,0	8,3	5,9	6,7
Gal_Hcmax	Maximum des taux d'humidité absolue moyen mesurés dans les galeries	g_{eau} / kg_{as}	8,3										
Gal_Elec	Moyenne pondérée par la surface des puissances installées d'éclairage et d'équipements spécifiques des 11 galeries	W/m²	N/A	Valeurs indisponibles Application d'une loi uniforme sur l'intervalle 2W/m² - 45W/m²									
Gal_Elec_Heures	Moyenne pondérée par la surface des durées de fonctionnement de l'éclairage et des équipements spécifiques des 11 galeries	h	N/A	Valeurs indisponibles Application d'une loi uniforme sur l'intervalle 1h - 24h									

Gal_AN	Moyenne pondérée par le débit de soufflage nominaux des % d'air neuf dans le mélange d'air soufflé des 11 CTA galeries	%	0,46	46,6	43,9	34,9	39,6	39,9	35,7	47,9	50,5	67,7	59,2
Gal_AS	Moyenne pondérée par le débit de soufflage nominaux des % de variateur soufflage des 11 CTA galeries	%	0,56	47,3	30,8	44,8	68,6	73,3	67,0	66,0	56,3	61,8	79,6
Gal_Tsouf	Moyenne pondérée par le débit de soufflage nominaux des Températures de soufflage des 11 CTA galeries	°C	22,6	22,6	21,8	25,4	23,3	23,0	21,0	21,3	22,7	22,9	22,1
Gal_Tprech	Moyenne pondérée par le débit de soufflage nominaux des consignes de température de préchauffage des 11 CTA galeries	°C	N/A	Valeurs non extraites Application d'une loi uniforme sur l'intervalle 5°C – 15°C									

Tableau 98: Valeurs des moyennes des variables mesurées pour les zones galeries pour le mois de janvier 2016

Le tableau 98 montre que les zones galeries sont bien suivies à l'exception de la puissance électrique moyenne (éclairage + équipements spécifiques galeries) et de leur temps de fonctionnement. Le journal de la consigne de température de préchauffage n'était pas non plus disponible.

Variable	Définition	Unité	Moyenne	Lobby	Café	VIP	Librairie	Forum	Vestibule	Groupe de locaux traités par la CTA Bureaux	Jeunes artistes	Œuvres
NoGal_ Elec	Moyenne pondérée sur la surface de tous les locaux du groupe	W/m²	Valeurs indisponibles									
NoGal_ Elec_ Heures	Moyenne pondérée sur la surface de tous les locaux du groupe	h	Valeurs indisponibles									
NoGal_ Tc	Moyenne pondérée sur la surface de tous les locaux du groupe	°C	21,6	23,1	22,6	22,9	22,0	21,7	20,5	Valeurs non mesurées Estimation par la moyenne de l'échantillon du groupe, à 21,7°C		19,1
NoGal_ Tsouf	Moyenne pondérée sur les débits de soufflage nominaux de tous les locaux du groupe	°C	25,8	26,2	30,5	22,5	21,5	27,9	19,8	28,5	21,6	19,2
NoGal_ AN	Moyenne pondérée sur les débits de soufflage nominaux des CTA de mélange du groupe	%	N/A	39,6	Valeurs non mesurées Application d'une loi uniforme sur l'intervalle 20% - 50%				100	100	100	100

Tableau 99: Valeurs des moyennes des variables mesurées pour les zones non-galeries pour le mois de janvier 2016

Le tableau 99 montre que, comme pour les galeries, la puissance électrique moyenne de l'éclairage et des équipements spécifiques, pour ce groupe de type bureautique, et leur temps de fonctionnement ne sont pas disponibles. De plus, les taux de mélange de l'air neuf pour les CTA à mélange de ce groupe de zones ne sont qu'en partie mesurés.

Variable	Définition	Unité	Moyenne pondérée surface
Visit_Jour	Moyenne journalière des relevés de visites sur un mois	personnes / jour	1199
Visit_Heures	Valeurs selon le planning officiel d'ouverture. Nous considérons une incertitude sur l'application exacte de ces horaires de +/- 2h	h	10
For_Occ	Moyenne journalière de l'occupation du forum	personnes / jour	Valeur indisponible
For_Occ_Heures	Durée moyenne d'occupation du forum	h	Valeur indisponible
Cui_Couv	Taux de remplissage moyen du restaurant	%	Valeur indisponible
DJU	Degrés-jours de chauffage mensuels, renseignés avec les écarts de température mensuelle moyenne par rapport au fichier météo de référence	°C.jours	272,9 °C.jours (+5,4°C de température moyenne mensuel par rapport au fichier météo de référence)
Hs_moy	Humidité spécifique moyenne mensuelle	g_{eau} / kg_{as}	Valeur indisponible
Sol_moy	Ensoleillement global moyen mensuel	Wh/m²	Valeur indisponible

Tableau 100: Valeurs des moyennes des variables mesurées pour les facteurs s'appliquant à l'ensemble du bâtiment pour le mois de janvier 2016

A l'échelle du bâtiment dans son ensemble, nous avons un bon suivi du flux de visiteurs. Nous considérons une incertitude sur la connaissance des horaires d'ouverture car bien qu'ils soient publics, leur application stricte n'est pas forcément réaliste. En revanche, nous n'avons pas de données sur les autres flux particuliers de fréquentation (forum et restaurant).

En ce qui concerne les données climatiques, nous pouvons nous appuyer sur les données mesurées sur site concernant la température de l'air neuf. Deux CTA tout air neuf (Bureaux, Œuvres) permettent d'avoir des relevés fiables. Nous les avons comparés aux relevés de la station Paris-Orly sur la même période et les températures sur le site sont plus chaudes, traduisant l'effet d'ilot de chaleur urbain. De

plus, il s'agit d'un hiver particulièrement clément. Nous avons donc considéré ces relevés de températures associés à l'incertitude de mesure d'un capteur de température. En revanche, nous n'avons pas les mêmes données concernant l'humidité relative et absolue. Enfin, les données d'ensoleillement global ne sont pas mesurées sur site. Ainsi, humidité absolue et ensoleillement sont considérés inconnus sur cette période et nous leur associons une loi de distribution uniforme sur l'intervalle de variation du plan d'expérience.

Pour résumer, malgré le fait qu'une instrumentation importante soit en place sur le site et soit fonctionnelle, les valeurs de plusieurs variables utiles pour le suivi de la performance énergétique sont inconnues. Ceci s'explique par le fait que l'instrumentation est axée sur le traitement de l'air, en particulier des galeries, ainsi que sur le système de production d'eau chaude et d'eau glacée, c'est-à-dire que ce dispositif est orienté sur la sécurité de fonctionnement, ce qui est tout à fait légitime dans un tel cas. Le recoupement avec notre choix de variables, orienté vers la prédiction consommation d'énergie, est donc partiel.

Le tableau 101 ci-dessous résume les valeurs moyennes et les distributions associées aux variables du modèle pour le mois de janvier 2016 :

Variable	Unité	Loi de distribution	Valeur moyenne	Valeur min	Valeur max
Gal_Tc	°C	Normale	20,9	19,9	21,9
Gal_Hcmin	g_{eau} / kg_{as}	Normale	5,9	5,6	6,2
Gal_Hcmax	g_{eau} / kg_{as}	Normale	8,3	7,9	8,7
Gal_Elec	W/m²	Uniforme	23,5	2	45
Gal_Elec_Heures	h	Uniforme	12h30	1	24
Gal_AN	%	Normale	46	42	51
Gal_AS	%	Normale	56	51	62
Gal_Tsouf	°C	Normale	22,6	21,6	23,6
Gal_Tprech	°C	Uniforme	10	5	15
NoGal_Elec	W/m²	Uniforme	12,5	5	20
NoGal_Elec_Heures	h	Uniforme	8h30	2	15
NoGal_Tc	°C	Normale	21,6	20,6	22,6

NoGal_Tsouf	°C	Normale	25,8	24,8	26,8
NoGal_AN	%	Uniforme	37	28	46
Visit_Jour	personnes / jour	Valeur exacte	1199	N/A	N/A
Visit_Heures	h	Normale	10	8	12
For_Occ	personnes / jour	Uniforme	275	50	500
For_Occ_Heures	h	Uniforme	5h	2	8
Cui_Couv	%	Uniforme	50	0	100
DJU	°C	Normale	+5,4	+6,4	+4,4
Hsmoy	g_{eau} / kg_{as}	Uniforme	Fichier météo de référence	-10%	10%
Solmoy	Wh/m²	Uniforme	Fichier météo de référence	-15%	15%

Tableau 101: Synthèse des valeurs moyennes et des distributions pour les variables du modèle des consommations pour le mois de janvier 2016

Nous avons dû étendre l'intervalle de variation pour certains paramètres par rapport aux intervalles de variation que nous avons considérés dans le plan d'expérience. En termes de potentiel d'amélioration de la précision de modélisation, cela doit mener à une itération pour améliorer la précision du polynôme en l'affinant sur tout le domaine de variation que les facteurs peuvent parcourir.

L'ensemble de ces distributions est illustré sur la figure 151 ci-dessous, dans le format de saisie des paramètres du modèle en valeurs adimensionnelles, avec les aires vertes correspondant aux lois de distribution utilisées pour la propagation des incertitudes, pour le mois de janvier 2016 :

Figure 151 : Distribution de probabilité associées aux variables pour le mois de janvier 2016

Sur la base de ces valeurs moyennes et de distributions des données d'entrée, nous avons effectué 50000 tirages aléatoires avec le modèle polynomial pour chaque mois, de Juin 2015 à Avril 2016, en un temps très réduit.

Pour chaque mois, nous avons pu déterminer la distribution de consommations prédites issue de la propagation des distributions des données d'entrée. Cette distribution a pu être traduite en valeur moyenne de la prédiction, en écart-type, en incertitude absolue issue de la propagation des incertitudes.

La figure 152 illustre la comparaison entre les consommations réelles et la moyenne de la prédiction pour chaque mois de la période de suivi :

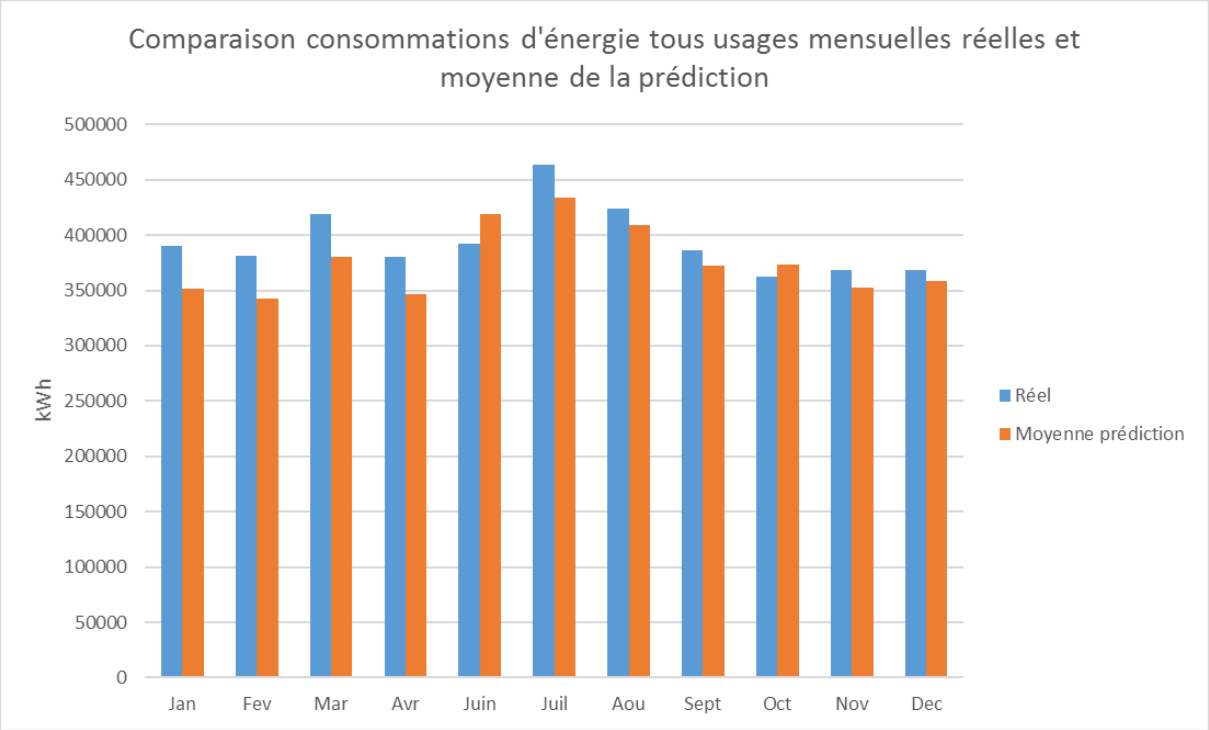


Figure 152: Comparaison entre les consommations réelles et la moyenne de la population des consommations calculées par le modèle polynomial pour chaque mois de la période de suivi

La figure 159 montre que les prédictions suivent les tendances de la consommation réelle et que les écarts sont faibles. Nous remarquons que, pour la plupart des mois, la moyenne des prédictions est inférieure à la valeur réelle. Etant donné que le modèle a un coefficient NMBE nul, ceci ne peut être expliqué que par la distribution des données d'entrée.

Le tableau 102 ci-dessous résume les valeurs des consommations réelles, de la moyenne de la prédiction et l'écart entre ces deux valeurs :

Mois	Consommation réelle (kWh)	Moyenne de la prédiction des consommations (kWh)	Ecart (%)
Juin 2015	391817	419237	7,0%
Juillet 2015	463254	433980	-6,3%
Août 2015	424162	409485	-3,5%

Septembre 2015	386041	372516	-3,5%
Octobre 2015	362634	373188	2,9%
Novembre 2015	368271	352465	-4,3%
Décembre 2015	368193	357975	-2,8%
Janvier 2016	390020	351386	-9,9%
Février 2016	381645	342752	-10,2%
Mars 2016	419341	380736	-9,2%
Avril 2016	380502	346452	-8,9%
TOTAL	4335879	4140173	-4,5%

Tableau 102: Comparaison entre les consommations réelles et la moyenne des prédictions pour chaque mois

Les figures 153 à 163 illustrent la distribution des consommations calculées pour les mois de juin 2015 à avril 2016 :

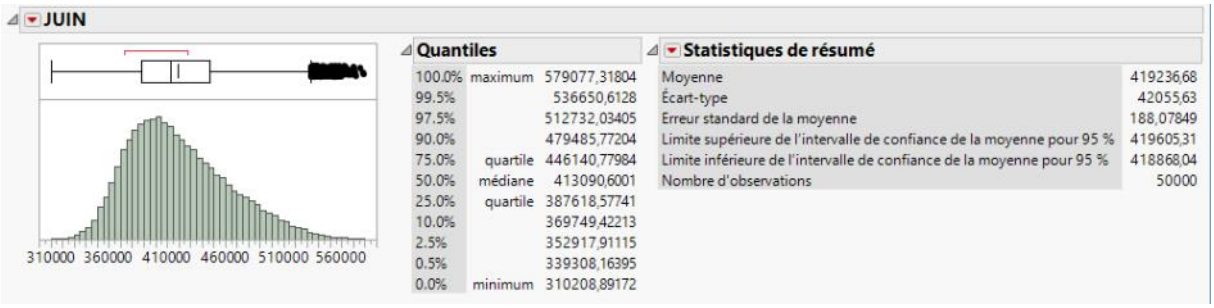


Figure 153: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de juillet 2015

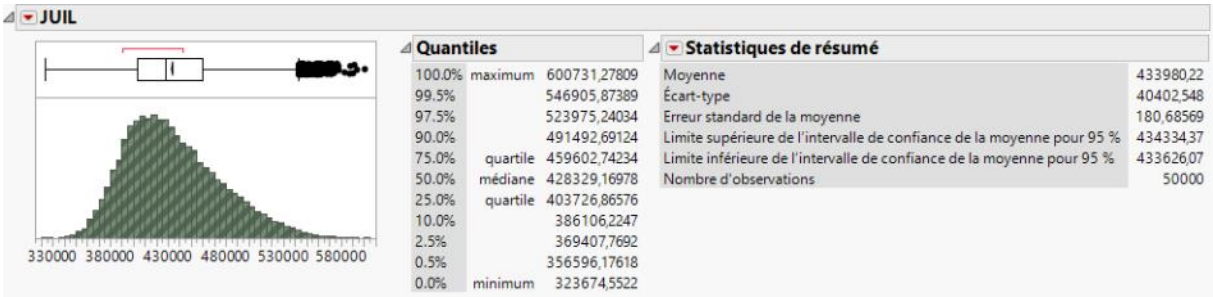


Figure 154: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de juillet 2015

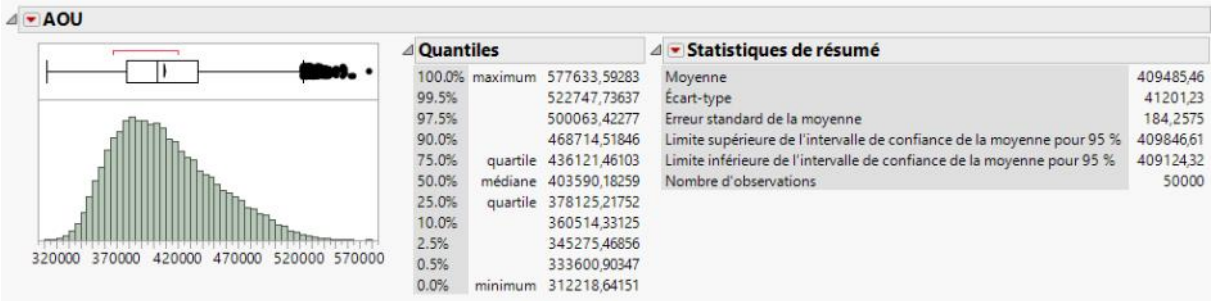
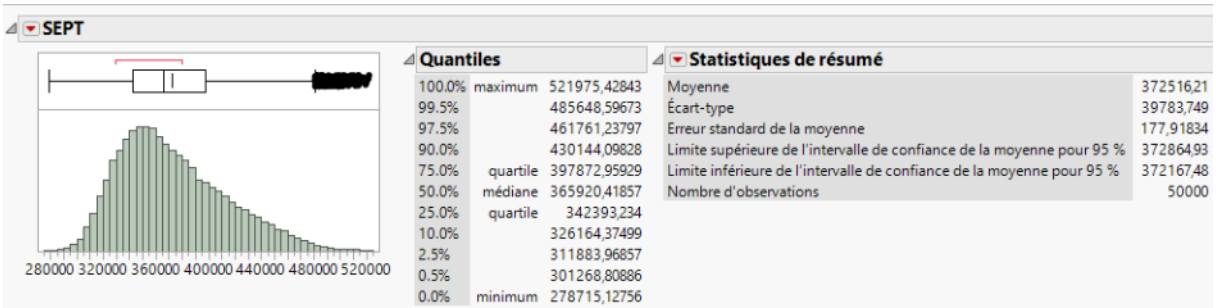


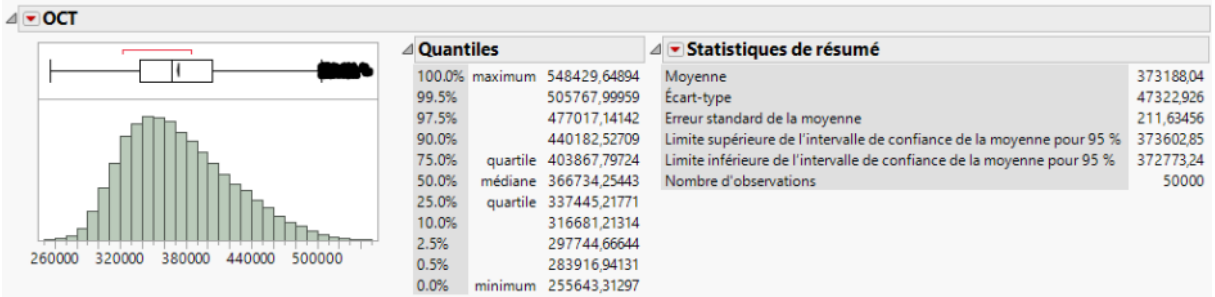
Figure 155: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois d'août 2015



Quantiles		
100.0%	maximum	521975,42843
99.5%		485648,59673
97.5%		461761,23797
90.0%		430144,09828
75.0%	quartile	397872,95929
50.0%	médiane	365920,41857
25.0%	quartile	342393,234
10.0%		326164,37499
2.5%		311883,96857
0.5%		301268,80886
0.0%	minimum	278715,12756

Statistiques de résumé	
Moyenne	372516,21
Écart-type	39783,749
Erreur standard de la moyenne	177,91834
Limite supérieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	372864,93
Limite inférieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	372167,48
Nombre d'observations	50000

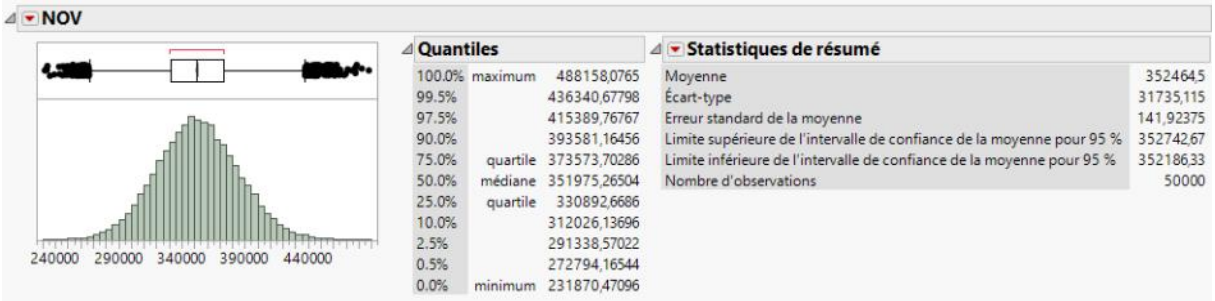
Figure 156: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de septembre 2015



Quantiles		
100.0%	maximum	548429,64894
99.5%		505767,99959
97.5%		477017,14142
90.0%		440182,52709
75.0%	quartile	403867,79724
50.0%	médiane	366734,25443
25.0%	quartile	337445,21771
10.0%		316681,21314
2.5%		297744,66644
0.5%		283916,94131
0.0%	minimum	255643,31297

Statistiques de résumé	
Moyenne	373188,04
Écart-type	47322,926
Erreur standard de la moyenne	211,63456
Limite supérieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	373602,85
Limite inférieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	372773,24
Nombre d'observations	50000

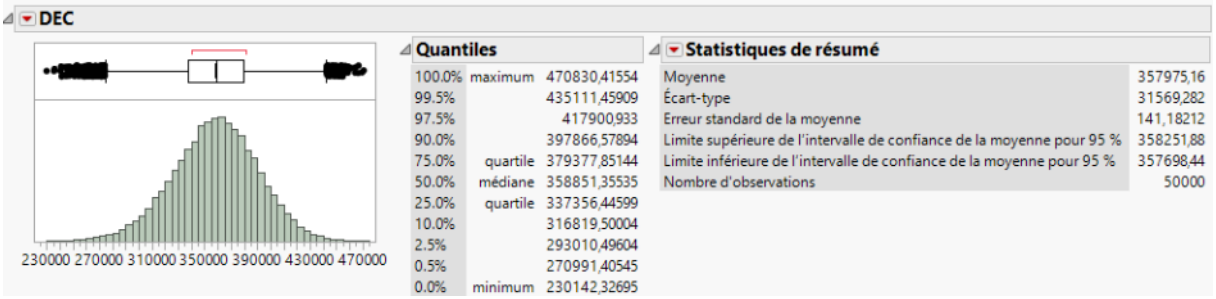
Figure 157: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois d'octobre 2015



Quantiles		
100.0%	maximum	488158,0765
99.5%		436340,67798
97.5%		415389,76767
90.0%		393581,16456
75.0%	quartile	373573,70286
50.0%	médiane	351975,26504
25.0%	quartile	330892,6686
10.0%		312026,13696
2.5%		291338,57022
0.5%		272794,16544
0.0%	minimum	231870,47096

Statistiques de résumé	
Moyenne	352464,5
Écart-type	31735,115
Erreur standard de la moyenne	141,92375
Limite supérieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	352742,67
Limite inférieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	352186,33
Nombre d'observations	50000

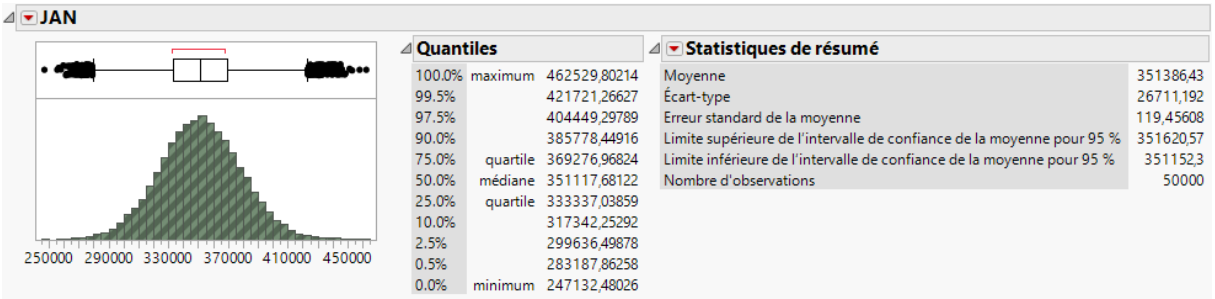
Figure 158: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de novembre 2015



Quantiles		
100.0%	maximum	470830,41554
99.5%		435111,45909
97.5%		417900,933
90.0%		397866,57894
75.0%	quartile	379377,85144
50.0%	médiane	358851,35535
25.0%	quartile	337356,44599
10.0%		316819,50004
2.5%		293010,49604
0.5%		270991,40545
0.0%	minimum	230142,32695

Statistiques de résumé	
Moyenne	357975,16
Écart-type	31569,282
Erreur standard de la moyenne	141,18212
Limite supérieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	358251,88
Limite inférieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	357698,44
Nombre d'observations	50000

Figure 159: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de décembre 2015



Quantiles		
100.0%	maximum	462529,80214
99.5%		421721,26627
97.5%		404449,29789
90.0%		385778,44916
75.0%	quartile	369276,96824
50.0%	médiane	351117,68122
25.0%	quartile	333337,03859
10.0%		317342,25292
2.5%		299636,49878
0.5%		283187,86258
0.0%	minimum	247132,48026

Statistiques de résumé	
Moyenne	351386,43
Écart-type	26711,192
Erreur standard de la moyenne	119,45608
Limite supérieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	351620,57
Limite inférieure de l'intervalle de confiance de la moyenne pour 95 %	351152,3
Nombre d'observations	50000

Figure 160: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de janvier 2016

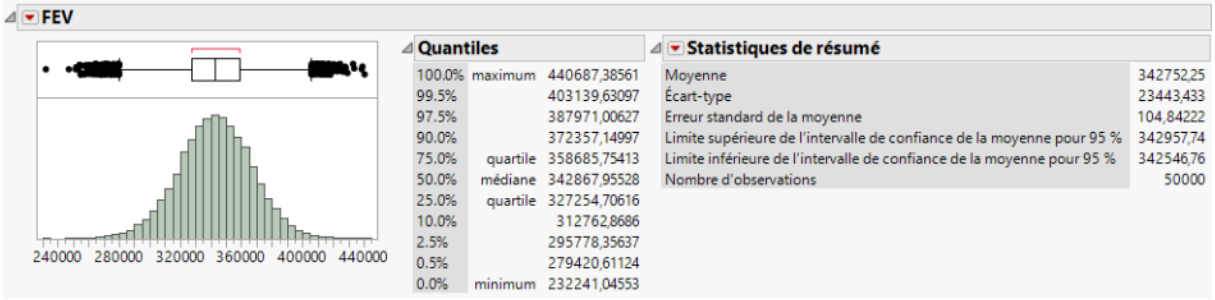


Figure 161: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de février 2016

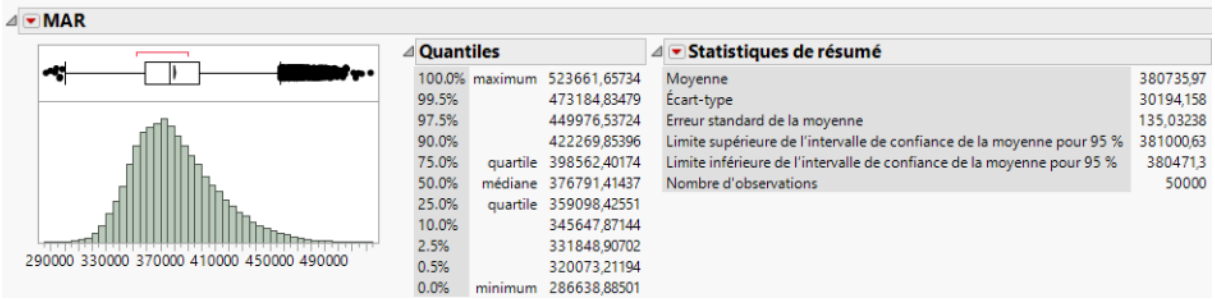


Figure 162: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois de mars 2016

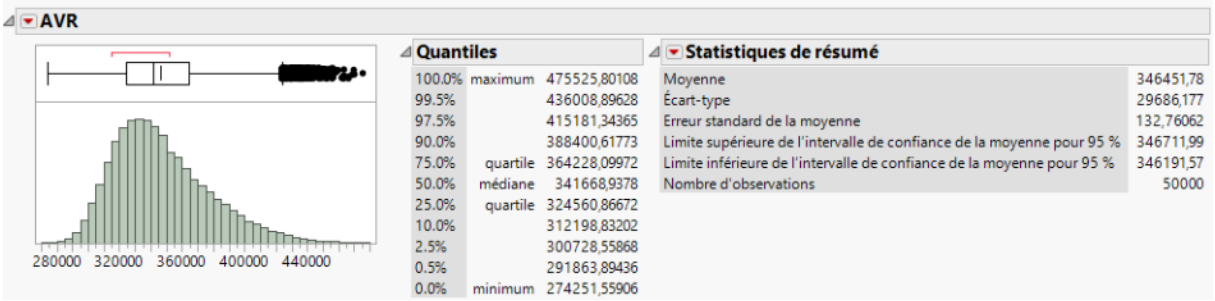


Figure 163: Distribution de la prédiction de la consommation pour le mois d'avril 2016

A partir de ces distributions, nous avons calculé l'incertitude absolue associée à ces différentes distributions, pour un niveau de confiance de 95%, en considérant un facteur d'élargissement de 1,96. Ensuite, nous avons combiné cette incertitude avec l'incertitude de modélisation calculée pour chaque mois, correspondant à l'écart entre le polynôme et la SED calculé dans le cadre du plan d'expérience, pour déterminer l'incertitude globale de la prédiction.

Le tableau 103 ci-dessous résume les valeurs d'incertitude de propagation, d'incertitude de modélisation et d'incertitude globale et la vérification de la présence de la valeur de la consommation réelle dans l'intervalle d'incertitude globale :

Mois	Consom-mation réelle (kWh)	Moyenne de la prédiction (kWh)	Incertitude propagation (t=1,96x écart-type)	Incertitude modèle (t=2,57x RMSE)	Incertitude globale absolue	Consom-mation réelle à l'intérieur de l'intervalle d'incertitude (oui/non)
Juin 2015	391817	419237	82429	29248	87464	Oui
Juillet 2015	463254	433980	79189	38021	87844	Oui
Août 2015	424162	409485	80754	35394	88170	Oui
Septembre 2015	386041	372516	77976	22349	81116	Oui
Octobre 2015	362634	373188	92753	16577	94223	Oui
Novembre 2015	368271	352465	62201	30439	69249	Oui
Décembre 2015	368193	357975	61876	21145	65389	Oui
Janvier 2016	390020	351386	52354	25001	58017	Oui
Février 2016	381645	342752	45949	19341	49854	Oui
Mars 2016	419341	380736	59181	22422	63286	Oui
Avril 2016	380502	346452	58185	23022	62574	Oui

Tableau 103: Calcul de l'incertitude globale de la prédiction pour chaque mois de la période de suivi

Nous constatons que toutes les valeurs de consommations réelles se trouvent à l'intérieur de l'intervalle d'incertitude globale de prédiction. Les valeurs moyennes prédites sont relativement proches des valeurs réelles, à 10% près. La consommation réelle correspondant aux 11 mois mesurés est de 4335879kWh. La consommation moyenne prédite sur cette période est de 4140173kWh, soit un écart de 4,5%. Nous pouvons en conclure que la capacité de prédiction est satisfaisante.

Le tableau 104 résume les valeurs d'incertitudes relatives calculées pour chaque mois :

Mois	Incertitude de modélisation	Incertitude de propagation	Incertitude globale
Juin 2015	7,0%	19,7%	21%
Juillet 2015	8,8%	18,2%	20%
Août 2015	8,6%	19,7%	22%
Septembre 2015	6,0%	20,9%	22%
Octobre 2015	4,4%	24,9%	25%
Novembre 2015	8,6%	17,6%	20%
Décembre 2015	5,9%	17,3%	18%
Janvier 2016	7,1%	14,9%	17%
Février 2016	5,6%	13,4%	15%
Mars 2016	5,9%	15,5%	17%
Avril 2016	6,6%	16,8%	18%

Tableau 104: Comparaison des incertitudes de modélisation et de propagation

Concernant l'incertitude globale de prédiction, nous voyons qu'elle est comprise entre 15% et 25%.

Nous voyons que la principale source d'incertitude est celle issue de la propagation des incertitudes sur les données d'entrée, avec des valeurs comprises entre 13,4% et 24,9%. L'incertitude de modélisation est, quant à elle, toujours inférieure à 9%.

Ainsi, afin d'améliorer les résultats en termes de réduction de l'incertitude de prédiction des consommations, il serait plus efficace d'améliorer en premier lieu la connaissance des données d'entrée, en particulier celles qui sont à ce stade définies par une loi de distribution uniforme. Réduire l'erreur de modélisation constitue un second levier d'amélioration, mais seulement une fois que l'erreur liée à la propagation des incertitudes des données d'entrée est réduite au même ordre de grandeur.

F. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons pu mettre en application avec succès la méthode proposée sur un cas d'une grande complexité. Le choix de ce cas d'étude, qui présente de nombreuses difficultés, a tout d'abord été motivé par la nature de son activité. Il s'agit d'un bâtiment culturel avec de fortes variabilités dans son usage, et également avec un certain nombre d'usages de l'énergie dits « process ». Il s'agit d'un cas fortement marqué par des usages de l'énergie qui sont peu encadrés par la réglementation, qui sont difficiles à prévoir et qui peuvent varier énormément d'une exposition à l'autre, tant en termes d'équipements installés que de fréquentation.

La forte contrainte en exploitation du site est également une des raisons ayant motivé notre choix. Le site est doté d'une installation technique complexe à piloter et doit être conforme à des exigences strictes de conditionnement de l'air. Ceci a pour conséquence le déploiement d'une instrumentation importante, permettant d'accéder à de nombreuses données de qualité.

Nous avons donc voulu démontrer que la consommation d'énergie totale peut être déterminée en fonction de ces nombreux facteurs liés à l'exploitation du site, que l'incertitude peut être quantifiée et qu'une démarche cohérente de suivi de la consommation énergétique en fonction de ces facteurs est possible.

Nous nous sommes basés sur un travail de modélisation et de suivi énergétique dans la durée qui nous a permis d'avoir une bonne caractérisation de la performance intrinsèque du site, réduisant ainsi les incertitudes liées à ces dernières, et d'avoir une quantité de données mesurées en exploitation importante.

Ces éléments ont permis en premier lieu de calibrer un modèle SED sur une période de référence couvrant une période estivale et une période hivernale (11 mois). Considérant que le modèle est de bonne qualité, la précision moyenne obtenue pour comparaison avec les factures énergétique est principalement expliquée par les incertitudes sur les données d'entrées. Toutefois, la SED ne pouvait pas nous permettre d'effectuer le nombre nécessaire de simulations pour effectuer un calibrage complet, notamment en raison de la complexité du modèle et de son temps de calcul.

Nous avons alors appliqué la méthode des plans d'expériences D-optimaux et avons construit une surface de réponse polynomiale permettant de calculer la consommation d'énergie tous usages sur un pas mensuel.

Nous avons dû pour cela affiner les détails de la méthodologie sur ce cas complexe. En effet, il nous a fallu affiner les étapes conduisant à une structure de métamodèle permettant d'être précis et de limiter le temps de calcul en lien avec une contrainte pratique de temps et de budget de simulation. Cette méthode se déroule en trois temps. Tout d'abord elle consiste à effectuer le zonage du projet selon une logique permettant de déterminer sa « carte énergétique », qui est une synthèse des dimensions thermiques, techniques (CVC) et usages (programme). Ensuite, un second regroupement est effectué par grands groupes d'usages, représentant la meilleure synthèse des usages pour un calcul énergétique. Enfin, il convient de trouver les plus petits dénominateurs communs dans les groupes de facteurs usages/process/usagers d'une part et exploitation CVC d'autre part.

En parallèle, le choix du pas mensuel a été fait en considérant à la fois le nombre de points de données disponibles pour comparer avec la réalité (les factures énergétiques mensuelles) et la durée moyenne des expositions (4 mois) sachant que nombre d'évènements plus courts ont lieu.

Les résultats montrent une bonne précision des polynômes par rapport au modèle SED sur la base d'apprentissage (erreur relative <10%). Pour des raisons pratiques, nous n'avons pas été en mesure d'effectuer plus de tests de précision sur une base de tests aléatoires.

Nous avons ensuite utilisé le polynôme pour estimer la consommation d'énergie à partir des données mesurées et des incertitudes associées. Nous avons établi, pour les variables du modèle, des définitions correspondant à des moyennes représentatives, puis cela nous a permis d'établir une correspondance avec les points de mesures.

Un travail d'exploitation des historiques de données a permis de calculer les valeurs des variables du modèle sur un pas de temps mensuel, que nous avons ensuite associé à des incertitudes de mesure. Les variables qui n'étaient pas définies par des mesures ont été saisies avec des distributions uniformes.

Le modèle polynômial nous a permis d'effectuer de nombreuses simulations rapidement afin de propager les incertitudes sur les données d'entrée puis nous avons combiné l'incertitude issue de la propagation avec les incertitudes de modélisation.

Les résultats sont très satisfaisants avec un écart entre la moyenne des prédictions et la réalité de moins de 10%. L'incertitude globale de la prédiction est quant à elle comprise entre 15% et 25%, avec une part prépondérante due aux incertitudes sur les données d'entrée, en particulier sur les puissances et durées de fonctionnement des équipements spécifiques des expositions, mais également des locaux autres que galeries. C'est sur ce point qu'il faudrait améliorer le dispositif de mesure et vérification des performances énergétiques pour augmenter la précision avec laquelle l'intensité d'usage est mesurée sur le site.

Pour résumer, nous pouvons conclure avec ce cas d'étude que la méthode fonctionne bien et répond à l'objectif fixé de prédire la consommation énergétique tous usages en fonction de l'intensité d'usage et de la qualité d'exploitation. Nous avons pu également identifier les pistes de réduction des incertitudes sur l'estimation des consommations ce qui se traduit par des recommandations concrètes sur les points de mesures à ajouter. Notre méthode permet donc de mettre en place un cadre pour le suivi des démarches d'amélioration de la sobriété énergétique des usages et de la performance énergétique de l'exploitation des installations à intensité d'usage donnée.

D'après notre état de l'art, les bonnes pratiques habituelles auraient consisté :

- Soit à élaborer un modèle linéaire des consommations, valable localement, et incapable de tenir compte des caractéristiques d'usage du site ni de leurs variations
- Soit à élaborer un modèle de SED, qui n'aurait pas permis d'ajuster la prédiction aux conditions réelles car la correspondance avec les données mesurées n'aurait pas été évidente. De plus, le modèle SED étant coûteux en temps de calcul et, plus problématique, la propagation des incertitudes n'aurait pas été réaliste en termes de temps de calcul.

Notre méthode permet d'éviter ces deux limites car elle permet une correspondance claire avec les points de mesures, elle définit des indicateurs de suivi pertinents et est valable sur un domaine étendu des variations des paramètres des consommations. De notre point de vue, ceci représente l'apport essentiel pour une aide à la réduction des incertitudes sur les consommations en phase exploitation :

- Identifier les facteurs pertinents et associer des indicateurs opérationnels porteurs de sens
- Etablir le lien entre ces indicateurs de suivi et les points de mesures
- Permettre d'effectuer une prédiction des consommations sur un domaine de validité étendu en tenant compte d'effets non-linéaires.

La méthode présente l'inconvénient d'exiger une analyse préliminaire du site afin d'être capable de définir la structure la plus appropriée du métamodèle. Nous avons toutefois fourni une méthode pour y parvenir. Le point le plus sensible reste sans doute la boucle d'optimisation entre la liste des facteurs d'études choisis et le nombre de points du plan d'expérience en résultant. L'utilisateur peut définir la contrainte du nombre maximum de simulations à effectuer en fonction de ses contraintes de temps et de budget. Le fait d'avoir pu réduire le plan d'expérience à 200 points sur un cas tel que la Fondation Louis

Vuitton tout en obtenant des polynômes opérationnels, démontre qu'il est tout à fait possible de parvenir à une optimisation par le biais des méthodes de tri que nous avons proposé.

Ces inconvénients sont toutefois liés à notre positionnement selon lequel il n'est pas souhaitable, à l'échelle d'un bâtiment, de s'en remettre à des outils qui ne restituent pas de compréhension sur le fonctionnement du site et les sous-jacents de la consommation d'énergie. De plus, nous avons souhaité élaborer une méthode et des outils proches des pratiques habituelles des professionnels. Ainsi, l'effort demandé à l'utilisateur est concentré sur l'analyse et la compréhension du site et de l'exercice de modélisation plutôt que sur l'apprentissage d'un outil complexe.

Les limites de l'application de la méthode soulevée sur le cas de la Fondation Louis Vuitton sont essentiellement liées à la question de la mesure de l'intensité d'usage. Il serait sans doute pertinent d'améliorer le calcul des incertitudes lors du passage de l'incertitude de mesures à l'incertitude sur les variables du métamodèle. Nous avons vu que des méthodes existent et elles peuvent être combinées à notre approche de manière pertinente.

Conclusion générale et perspectives

A. Bilan du travail effectué

Nos travaux se sont inscrits dans la problématique de la réduction de l'incertitude sur les consommations d'énergie en phase exploitation. Nous avons pu définir les problématiques de calcul de l'incertitude globale sur la prédiction et la mesure de la consommation énergétique comme suit :

- Réduire le temps de calcul
- Identifier les paramètres influents
- Etablir un lien entre le modèle et le plan de M&V
- Connaître l'impact des incertitudes des données d'entrée sur l'estimation de la consommation.

Pour répondre à ces questions, nous avons opté pour une méthode de construction de métamodèles ayant pour objectif de réduire le temps de calcul pour les analyses de sensibilité et la propagation des incertitudes, tout en facilitant le lien à établir avec le suivi de la performance énergétique en exploitation. Les métamodèles sont de plus en plus utilisés en thermique du bâtiment. Toutefois, leur application au calcul des consommations d'énergie en phase d'exploitation est encore récente et n'est pas spécifiquement axée sur la problématique de la prédiction de la consommation d'énergie en fonction de l'intensité d'usage et de la qualité d'exploitation. Nous avons donc décidé de travailler sur une application spécifique des métamodèles sur les facteurs de la phase d'exploitation.

Plus particulièrement, nous avons développé une méthode de création de surfaces de réponse polynomiales à l'aide de la méthode des plans d'expérience D-optimaux. Cette approche permet à la fois de réaliser un classement de l'effet des facteurs d'étude sur la consommation d'énergie et de déterminer la fonction polynomiale approchant le mieux les résultats de la SED, tout en réduisant le nombre de simulations à réaliser pour obtenir cette précision.

En complément de la méthode choisie, nous avons identifié trois types de facteurs non encadrés par la réglementation créant des incertitudes importantes : les changements d'usages des espaces (et des usages « process » de l'énergie associés), les comportements des occupants, et le pilotage des systèmes CVC. Le climat est un quatrième type de facteur, déjà pris en compte par les outils et approches existants, que nous avons combiné avec les autres types. Afin de dresser une liste de facteurs appartenant à ces différentes familles, nous avons analysé les études réalisées dans la littérature ainsi que de nombreux retours d'expérience. Nous avons également posé une base pour leur formulation en accord avec la structure a priori des fonctions polynomiales que nous souhaitons construire. Cette base de données de facteurs peut s'avérer utile pour la réflexion en amont sur les facteurs d'étude, la constitution de la matrice d'expérience et l'optimisation du nombre de points.

En parallèle de la constitution d'une première base de données de facteurs, nous avons pu définir une méthode de définition de la structure du métamodèle qui se déroule en trois étapes. Premièrement, une méthode de zonage spécifique a été élaborée, permettant de réaliser la synthèse entre les caractéristiques thermiques, les systèmes techniques et les usages propres au projet. Deuxièmement, nous avons regroupé ces zones par grands groupes d'usages, ce qui revient à définir le pas spatial des facteurs du polynôme, établissant ainsi un niveau de zonage plus global. Enfin, nous avons déterminé les plus petits dénominateurs communs des facteurs d'études en les regroupant par nature et en optimisant leur formulation temporelle.

Nous avons pu observer que la définition des intervalles de variation min/max associé aux facteurs, ainsi que la discrétisation de ces intervalles étaient des éléments fondamentaux pour obtenir une précision suffisante avec un coût de calcul réduit. Le choix de l'intervalle min/max fait appel à une définition du domaine de validité du polynôme et également d'un domaine que l'on s'autorise pour considérer les

variations des facteurs. Une réflexion approfondie basée sur la connaissance a priori du site, sur les retours d'expérience et sur le domaine de validité à privilégier pour chaque facteur est absolument nécessaire pour que ce type d'approche puisse être utilisée à son plein potentiel. La discrétisation des intervalles permet d'améliorer la précision mais elle fait rapidement augmenter le coût de calcul. Ainsi un compromis doit être recherché dans le cadre d'une boucle d'optimisation.

Nous avons déduit que les facteurs d'usage et d'exploitation peuvent être formulés par des moyennes représentatives, à l'instar des DJU, pour être mis en corrélation avec la consommation énergétique. Cela présente le double avantage de pouvoir établir une correspondance avec les données mesurées sur un site et de définir des indicateurs de suivi pour la mesure et la vérification des consommations énergétiques. Il devient alors possible de suivre des objectifs concernant la sobriété énergétique des usages ainsi que l'écart des paramètres d'exploitation par rapport à une analyse fonctionnelle de référence.

La méthode a été appliquée à un modèle de plateau de bureaux, représentatif d'un immeuble aux performances intrinsèques supérieures aux exigences RT2012 ainsi qu'à un bâtiment beaucoup plus complexe, la Fondation Louis Vuitton.

Pour le cas type de plateau de bureaux, nous avons pu constater que les polynômes d'ordre 1 avec interaction ou d'ordre 2 étaient suffisamment précis pour approcher les résultats de SED. L'erreur de modélisation a été calculée pour un modèle de besoin de chauffage, de consommation de chauffage, de consommation de climatisation et de consommation totale tous usages, et ce en fonction des différentes familles de facteurs qui font l'objet de nos travaux. Dans tous les cas, l'erreur de modélisation qui est exprimée par le CV(RMSE) répond aux critères IPMVP et ASHRAE.

Le bâtiment de la Fondation Louis Vuitton présente de fortes variabilités dans son usage et est doté d'une installation technique complexe à piloter, avec également un certain nombre d'usages de l'énergie dits « process ». Nous avons construit des polynômes d'ordre 1 avec interaction d'ordre 2 permettant de calculer la consommation d'énergie mensuelle tous usages en fonction de facteurs comme la fréquentation des galeries, le taux minimum d'humidité ou bien la densité d'équipements spécifiques des expositions. Les résultats montrent une bonne précision des polynômes par rapport au modèle SED sur la base d'apprentissage (erreur relative <10%).

Nous avons ensuite utilisé le polynôme pour estimer la consommation d'énergie à partir des données mesurées et des incertitudes associées. La structure du modèle a permis d'établir une correspondance avec les points de mesures, et nous avons établi pour les variables du modèle des définitions compatibles. Un travail sur les historiques de données a permis de calculer les valeurs des données d'entrées sur un pas de temps mensuel que nous avons ensuite associé à des incertitudes de mesure. Les variables qui n'étaient pas définies par des mesures ont été saisies avec des distributions uniformes. Le modèle polynômial nous a permis de calculer les consommations probables en propageant les incertitudes sur les données d'entrée et en les combinant aux erreurs de modélisation. Les résultats sont très satisfaisants avec un écart entre la moyenne des prédictions et la réalité de moins de 10%. L'incertitude globale de la prédiction est quant à elle comprise entre 15% et 25%, avec une part prépondérante due aux incertitudes sur les données d'entrée. Ce type d'analyse permet de cibler aisément les points d'amélioration d'un dispositif de mesure et de vérification à ajouter pour augmenter la précision avec laquelle la consommation est suivie et maîtrisée.

Ceci démontre que la consommation d'énergie en phase d'exploitation peut être représentée par une surface de réponse relativement lisse. Nous avons également démontré que la méthode peut s'appliquer à un cas complexe. De plus, la création de polynômes décrivant la variation des consommations énergétiques permet une identification explicite des facteurs présentant le plus de risques. C'est un

résultat important et très encourageant pour la définition d'un plan de M&V optimisé, mais aussi pour la définition de plans d'actions.

Les plans d'expérience D-optimaux prouvent ainsi leur efficacité pour construire des modèles polynomiaux des consommations d'énergie tous usages en fonction des facteurs d'exploitation et d'usage. Nous avons également pu vérifier que, s'il est nécessaire d'améliorer la précision de modélisation, il est possible de le faire en appliquant un plan uniforme sur les facteurs influents identifiés par le plan D-optimal. Notre recherche a permis de démontrer qu'il était possible de transposer les résultats issus de l'utilisation des métamodèles pour calculer les consommations en phase conception aux facteurs de la phase d'exploitation, ce qui se traduit par des polynômes d'ordre 2 avec de nombreux effets interactifs entre les facteurs. Ce faisant, nous obtenons des modèles de la consommation énergétique en exploitation qui ne sont plus des modèles valables localement, comme les équations d'ajustement linéaires, mais qui approchent les résultats issus d'une SED sur un domaine de validité étendu.

Pour le cas d'étude du plateau de bureaux type, le calcul des consommations d'énergie tous usage montre un nombre de facteurs influents de 14 pour la saison de chauffage et de 18 pour la saison de climatisation. Pour le cas d'étude de la Fondation Louis Vuitton, le nombre de facteurs influents est compris entre 13 et 22, ce qui est cohérent avec l'ordre de grandeur de 10 trouvé lors de notre veille bibliographique. Il s'agit ainsi d'un résultat intéressant compte tenu des problématiques de temps de calcul inhérentes aux analyses de sensibilité et aux propagations d'incertitudes.

Les facteurs d'usages et d'exploitation peuvent se formuler par moyenne journalière sur le pas de temps du modèle (par exemple la saison ou le mois) à l'instar des DJUs pour le climat. C'est une conclusion clef pour le suivi et la compréhension de la performance des bâtiments basse consommation. On distingue ainsi d'une part les moyennes représentatives de l'usage qui permettent de qualifier l'intensité d'usage et la qualité des comportements et d'autre part les moyennes représentatives de l'exploitation qui permettent de qualifier un écart par rapport à l'analyse fonctionnelle de référence correspondant à la description de la performance énergétique de référence à usage donné. Les coefficients des polynômes correspondants sont des consommations par unité fonctionnelle d'usage ou d'exploitation.

Enfin, la méthode a été conçue pour favoriser une interprétation physique et pour être adaptée aux pratiques courantes des professionnels, ce qui nous a semblé être un prérequis pour que le besoin d'analyse et de compréhension d'un site, nécessaire à la mise en œuvre de la méthode, soit rempli. En effet, dans l'optique de permettre un suivi et un encadrement de la sobriété énergétique des usages et de l'exploitation performante, il ne semble pas souhaitable de s'appuyer sur un outil de type « boîte noire », qui, comme nous l'avons vu dans le cadre de notre veille bibliographique, n'implique pas suffisamment l'utilisateur.

Les limites de la méthode que nous avons à ce jour identifiées sont liées à la nécessité d'un pas de temps long pour que la surface de réponse représentant la consommation soit suffisamment lisse pour être modélisée par un polynôme de degré faible, à la nécessité d'une compétence spécifique de l'utilisateur pour mener à bien l'optimisation entre la liste des facteurs, la structure du métamodèle et la précision, et enfin au besoin d'approfondir le passage de l'incertitude de mesure à l'incertitude à associer aux variables du métamodèle lors de la propagation des incertitudes.

La méthode développée dans le cadre de cette thèse a prouvé son efficacité et répond concrètement à l'objectif d'aide à la réduction des incertitudes sur les consommations en phase d'exploitation. Elle permet de poser un cadre propice au suivi et à l'encadrement de la sobriété énergétique des usages et à la qualité de l'exploitation.

B. Perspectives

Après avoir montré l'efficacité de la méthode développée lors de cette thèse, nous proposons plusieurs perspectives à ces travaux.

Bases de données de polynômes et de facteurs d'usage et d'exploitation

Tout d'abord, la première perspective consiste à créer une base de données de métamodèles « prédéfinis » par type de bâtiments, par zone climatique et classe de performance, en s'inspirant du principe de la base de données servant au benchmarking des consommations des bâtiments de Hong Kong (Agreement No. CE14/2000), mais à destination des utilisateurs de CPE et de manière générale à tous ceux qui ont un intérêt à cerner la sensibilité des consommations aux facteurs de la phase exploitation des bâtiments.

Les travaux de benchmarking énergétiques effectués à Hong Kong ont conduit à considérer que le seul indicateur kWh/m²/an corrigé du climat ne pouvait rendre compte de la diversité des consommations au sein d'une même famille de bâtiments. Hong Kong étant un lieu géographiquement restreint, la notion de zones climatiques ne s'y applique pas. Les consommations ont donc été normalisées à « usage et conditions normales » plutôt qu'à climat normal pour établir le benchmarking local. Ce travail a été fait pour un nombre important de familles de bâtiments. Nous considérons qu'il faudrait s'inspirer de ce type de démarche pour mieux encadrer la problématique des consommations d'énergie réelles en exploitation.

Ceci permettrait de fournir aux utilisateurs une forme de modèle contenant déjà a priori une connaissance de base sur les facteurs influents, les effets interactifs dominants et la sensibilité de ces termes. Bien entendu, il s'agirait ensuite de reprendre ces formes et de les affiner au cas par cas par les utilisateurs, mais ceci permettrait de poser un cadre unifié qui pourrait évoluer à mesure que les retours d'expérience s'accumulent. Il serait alors également possible de capitaliser sur les valeurs des coefficients des polynômes, lesquels s'expriment dans des unités de consommation par unité fonctionnelle d'usage, ce qui est utile en termes d'ordre de grandeur pour l'exploitation.

Cette base de données devrait être accompagnée d'une base des facteurs influents et de leurs caractéristiques de variation, en soulignant bien la différence entre les variations dues aux incertitudes de mesures et d'échantillonnage d'une part, et celles dues aux variations dites dynamiques en exploitation d'autre part. Ce besoin a été souligné dans plusieurs travaux et nous l'appuyons. Une telle base de données permettrait de standardiser les unités fonctionnelles des bâtiments en lien avec l'énergie, l'« intensité d'usage » ainsi que des indicateurs de l'exploitation permettant une mesure simple de la dérive par rapport à l'analyse fonctionnelle de référence.

Ces deux bases de données pourraient servir à mieux optimiser les plans de mesure et vérification afin d'une part d'optimiser leur coût et d'autre part la précision.

Optimisation du coût global du processus de M&V

Ceci nous amène à la deuxième perspective, celle de travailler sur un cadre global d'optimisation du M&V ou autrement dit, de la gestion du risque sur les incertitudes. Ce cadre doit permettre le calcul des incertitudes de modélisation, d'échantillonnage et de mesures pour optimiser la fonction coût du M&V en fonction d'une contrainte d'incertitude globale, en s'inspirant des travaux d'Olinga (2017).

Le tableau 105 ci-dessous illustre notre analyse qualitative des options de métamodélisation pour le M&V :

	Coût d'expertise	Coût matériel	Coût total	Utilisation
Régressions polynomiales	-	+	~	Pas de temps long, conservation d'un sens physique et confrontation à l'expérimentation plus aisée
Processus gaussien	+	-	~	Tous les pas de temps, polyvalent, « boîte noire » ne permettant pas de conservation du sens physique
Autres approches boîtes noires	++	++	+	Tous les pas de temps, mais vraiment utile pour les pas de temps court et les données fragmentaire, « boîte noire » ne permettant pas de conservation du sens physique

Tableau 105: comparaison qualitative du coût globale des méthodes de métamodélisation pour le M&V

Nous estimons qu'il serait pertinent d'approfondir ce travail de manière quantitative, ce qui permettrait de mieux définir le coût associé à chaque démarche et les applications les mieux adaptées.

Optimisation multicritère de l'exploitation

Si l'on considère que nous disposons de métamodèles fiables pour calculer les consommations sur un domaine élargi d'usages et de pratiques d'exploitation, il est alors possible de réaliser des études d'optimisation multicritère de l'exploitation de manière similaire à l'optimisation multicritère de la conception. Nous avons vu que l'exploitation des bâtiments à très basse consommation est différente de celle des bâtiments des générations précédentes. Cela a provoqué un allongement des durées d'apprentissage sur les nouvelles générations de bâtiments ainsi que des mécontentements de la part des usagers. Que ce soit pour la performance énergétique ou la qualité d'usage, l'exploitation de ce type de bâtiment est multicritère. De la même manière que ces outils sont utilisés pour l'optimisation multicritère de la conception, ils peuvent être utilisés pour l'optimisation multicritère de l'exploitation.

Etudes sur la résilience des systèmes CVC et des microgrids

Il serait également possible de réaliser des tests de résilience de la conception et notamment pour la qualité d'adaptabilité des systèmes CVC par rapport aux facteurs d'usage et d'exploitation grâce à leur dimensionnement, leur conception et à leur régulation. Ceci est de plus en plus fait concernant l'adaptation au changement climatique et la démarche sur ces facteurs serait bénéfique pour la pérennité des performances. Dans la même optique, il serait possible de réaliser des tests de résilience des microgrids aux évolutions des profils de charges durant les durées longues de leurs concessions (10 à 30 ans). Les tests de résiliencesont particulièrement intéressants et la notion de résilience apparaît de plus en plus avec la montée des bâtiments passifs, BEPOS ou basse consommation ainsi qu'avec les smart grid. La conception d'un bâtiment et de ses systèmes ne devra plus être seulement optimale mais également résiliente. La méthode développée pour la création de métamodèles de la consommation en fonction des facteurs d'exploitation permet également une extension des pratiques déjà existantes de tests de résilience au risque du changement climatique, que l'on effectue typiquement pour tester la résistance à la surchauffe d'un bâtiment passif qui a un niveau d'isolation très élevé. Comme nous l'avons vu, le climat n'est pas le seul paramètre très influent.

Bibliographie

Adcock C.J. Sample size determination: a review. Journal of the Royal Statistical Society Series D (The Statistician). Vol. 46, N°2, special Issue: sample size determination (1997), pp. 261-283. https://www.jstor.org/stable/2988530

ADEME, Chiffres clés 2015. http://multimedia.ademe.fr/catalogues/chiffres-cles-2015-climat-air-energie/common/data/catalogue.pdf

Agence Française de Développement, 2015. Favoriser la rénovation énergétique des bâtiments publics à Wuhan. https://www.afd.fr/fr/print/pdf/node/3797

Amiri S.S., Mottahedi M., Asadi S. Using multiple regression analysis to develop energy consumption indicators for commercial buildings in the U.S, Energy and Buildings 109 (2015) 209–216. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.09.073

ANSI/ASHRAE 2004. Standard 140-2004, Standard Method of Test for the Evaluation of Building Energy Analysis Computer Programs, ASHRAE. https://www.techstreet.com/standards/ashrae-140-2017?product_id=2001489

ANSI/ASHRAE, 2014. ASHRAE Guideline 14 – 2014, measurement of energy, demand and water savings. https://www.techstreet.com/standards/guideline-14-2014-measurement-of-energy-demand-and-water-savings?product_id=1888937

AQC, 2014. Retours d'expériences (REX), bâtiments performants & risques. Version 3 – Octobre 2014. ISBN : 978-2-35443-329-1. https://www.programmepacte.fr/sites/default/files/pdf/rapport-rex-batiments-performants-risques-2014-10_0.pdf

Aranda A., Ferreira G., Mainar-Toledo M.D., Scarpellini S., Llera Sastresa E. Multiple regression models to predict the annual energy consumption in the Spanish banking sector, Energy and Buildings 49 (2012) 380–387. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.02.040

ARENE Ile de France 2008. Enquête sur les consommations d'énergie des commerces et services de proximité en Ile-de-France. https://ile-de-france.ademe.fr/sites/default/files/files/DI/Economies-energie/enquete-consommations-energie-commerces.pdf

ARENE Ile-de-France, 2008. Analyse des consommations énergétiques des établissements de santé franciliens.https://ile-de-france.ademe.fr/sites/default/files/files/DI/Economies-energie/consommations-energetiques-etablissements-sante.pdf

ARENE Ile de France 2009. Consommations d'énergie des bâtiments franciliens d'enseignement. https://www.areneidf.org/sites/default/files/consommation_d_energie_des_batiments_franciliens_d_enseignement_2009_rapport_complet.pdf

ARENE Ile de France 2009. Les consommations d'énergie dans les bureaux en Ile-de-France. https://ile-de-france.ademe.fr/sites/default/files/files/DI/Economies-energie/consommations-energie-bureaux-idf.pdf

Banihashemi S., Golizadeh H., Reza Hosseini M., Shakouri M. Climatic parametric and non-parametric analysis of energy performance of double-glazed windows in different climates, Int. J. Sustain. Built. Environ. 4(2) (2015) 307–322. http://dx.doi.org/10.1016/j.ijsbe.2015.09.002

Becken S., Frampton C., Simmons D. Energy consumption patterns in the accommodation sector—the New Zealand case, Ecological Economics 39 (3) (2001) 371–386. https://doi.org/10.1016/S0921-8009(01)00229-4

BOMA International, 2015. Building Owners and Managers Association energy performance contracting model. https://www.boma.org/BOMA/Research-Resources/1-BOMA-Reports/BOMA-Energy-Performance-Contracting-Model.aspx

Bonneville Power Administration, Regression for M&V: reference guide, May 2012. https://www.bpa.gov/EE/Policy/IManual/Documents/July%20documents/3_BPA_MV_Regression_Reference_Guide_May2012_FINAL.pdf

Braun M.R., Altan H., Beck S.B.M. Using regression analysis to predict the future energy consumption of a supermarket in the UK, Applied Energy 130 (2014) 305–313. http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.05.062

Caucheteux A., Gautier A., Lahrech R., 2016. A meta model-based methodology for an energy savings uncertainty assessment of building retrofitting. Int. J. Metrol. Qual. Eng. 7, 402 (2016). http://dx.doi.org/10.1051/ijmqe/2016016

CEREMA, 2017. Bâtiments démonstrateurs à basse consommation d'énergie. Enseignements opérationnels tirés de 141 constructions et rénovations du programme PREBAT 2012-2017. Editions du Cerema. ISBN 978-2-37180-262-9. https://www.cerema.fr/fr/centre-ressources/boutique/batiments-demonstrateurs-basse-consommation-energie-prebat

Cheng M-Y, Cao M-T. Accurately predicting building energy performance using evolutionary multivariate adaptive regression splines. Applied Soft Computing 22 (2014) 178–88. http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2014.05.015

Chlela F., Husaunndee A., Inard C., Riederer P. A new methodology for the design of low energy buildings, Energy and Buildings 41 (9) (2009) 982–990. http://dx.doi:10.1016/j.enbuild.2009.05.001

Chung W., Hui Y.V., Lam Y.M., Benchmarking the energy efficiency of commercial buildings, Applied Energy 83 (2006) 1–14. http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2004.11.003

Chung F.J.K., Lin C-H., Lee M-H., Analyze the energy consumption characteristics and affecting factors of Taiwan's convenience stores-using the big data mining approach, Energy & Buildings 168 (2018) 120–136. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.021

CUBE, 2020. https://cube2020.org/

Dalgleish A.Z., Grobler L.J., 2003. Measurement and verification of a motor sequencing controller on a conveyor belt. Energy 28 (2003) 913-927. http://dx.doi.org/10.1016/S0360-5442(03)00034-3

Directive européenne 2006/32/CE du 5 avril 2006 relative à l'efficacité énergétique dans les utilisations finales et aux services énergétiques et abrogeant la directive 93/76/CEE du Conseil. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/HTML/?uri=CELEX:32006L0032

Dong B., Lee S.E., Sapar M.H. A holistic utility bill analysis method for baselining whole commercial building energy consumption in Singapore. Energy and Buildings 37 (2005) 167-174. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2004.06.011

Efficiency Valuation Organization (EVO), 2001. International Performance Measurement and Verification Protocol, Volume II – Concepts and Practices for Improved Indoor Environmental Quality. https://evo-world.org/en/library/download-protocol-documents-mainmenu-en/volume-ii-2001

Efficiency Valuation Organization (EVO), 2012. International Performance Measurement and Verification Protocol, Volume I – Concepts and Options for Determining Energy and Water Savings. https://evo-world.org/en/library/download-protocol-documents-mainmenu-en/volume-i-2012

Efficiency Valuation Organization (EVO), 2018. Uncertainty assessment for IPMVP, April 2018. EVO 10100-1:2018. https://evo-world.org/en/news-media/evo-news/1085-uncertainty-assessment-for-impvp

EnergyPlus. https://energyplus.net/

Enertech, 2001. Etude par mesure de l'ensemble des consommations d'énergie d'un hôtel. https://www.enertech.fr/pdf/63/hotel%20consommation%20energie%20par%20usage%20-%20MP.pdf

Enertech, 2003. Consommations d'électricité par usage dans un hôtel trois étoiles parisien. https://www.enertech.fr/pdf/63/hotel%20consommation%20energie%20par%20usage%20-%20P%20Or.pdf

Enertech, 2009. Rencontres BlueBat 2009, les bâtiments à énergie positive : déjà une réalité en région Rhône Alpes, la cité de l'environnement (Saint-Priest), approche énergétique. https://www.enertech.fr/pdf/38/cite-environnement-energie-positive.pdf

Enertech, 2010. INEED Evaluation des performances énergétiques. https://www.enertech.fr/pdf/67/ineed_rapport-final.pdf

Enertech, 2010. OPAC du Rhône, ZAC du Fort (Bron). Rapport de campagne de mesure – année 1. https://www.enertech.fr/modules/catalogue/pdf/66/bron_campagne-de-mesures_rapport-final.pdf

Enertech, 2012. OPAC 74/Epagny (74), ZAC du Fort (Bron). Evaluation des performances énergétiques et environnementales de bâtiments démonstrateurs à haute performance énergétique en Rhône Alpes. Résultats de la première année de mesures. Synthèse de l'étude. https://www.enertech.fr/pdf/66/040412-epagny-le-perenne_synthese-definitif.pdf

EMSD, Consultancy study on the development of energy consumption indicators and benchmarks for selected energy-consuming groups in Hong Kong (Agreement No. CE14/2000) – Brief. Electrical and Mechanical Service Department, The Hong Kong SAR Government; 2000.

FEMP. Federal Energy Management Program. https://www.energy.gov/eere/femp/federal-energy-management-program

FONDATION BATIMENT ENERGIE, 2016. Méthodes et outils de la garantie de résultats énergétiques, https://www.ademe.fr/methodes-outils-garantie-resultats-energetiques

Fumo N., Rafe Biswas M.A. Regression analysis for prediction of residential energy consumption, Renewable Sustainable Energy Reviews 47 (2015) 332–343. http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2015.03.035

Gallagher C.V., Bruton K., Leahy K., O'Sullivan D.T.J., The suitability of machine learning to minimise uncertainty in the measurement and verification of energy savings, Energy and Buildings 158 (2018) 647-655. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.10.041

Garbuzova-Schlifter M., Madlener R. Ahp-based risk analysis of energy performance contracting projects in Russia, Energy Policy 97 (2016) 559–581. http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2016.07.024

Garnier, 2013. European EPC Market Overview. http://www.transparense.eu/eu/publications/markets

GIEC, 2015. Summary for policy makers. SPM.4.2.3 Energy end-use sectors, https://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/wg3/ipcc_wg3_ar5_summary-for-policymakers.pdf

GIEC, 2015. Changements climatiques 2014, L'atténuation du changement climatique. Contribution du Groupe de Travail III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'expert intergouvernemental sur l'évolution du climat. Résumé à l'intention des décideurs. RID.4.2 Profils d'évolution et mesures

sectoriels et intersectoriels en matière d'atténuation. http://www.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/wg3/WGIIIAR5_SPM_TS_Volume_fr.pdf

Goupy, J., 2013. Introduction aux plans d'expériences avec applications 5ème édition. Paris:Dunod. ISBN 978-2-10-059297-5.

Granderson J., Touzani S., Custodio C., Sohn M.D., Jump D., Fernandes S. Accuracy of automated measurement and verification (M&V) techniques for energy savings in commercial buildings, Applied Energy 173 (2016) 296-308. http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.04.049

Gratia E., De Herde A. A simple design tool for the thermal study of an office building, Energy and Buildings 34 (3) (2002) 279–289. https://ac.els-cdn.com/S0378778801000962/1-s2.0-S0378778801000962-main.pdf?_tid=4c63a02c-1924-432a-8ffd-d437919d3029&acdnat=1538911686_a7f551cc94452163f5c4404375fec4a9

Henninger, R.H., M.J. Witte and D.B. Crawley. 2003. Experience Testing EnergyPlus with the IEA HVAC BESTEST E100-E200 Series, Proceedings of Building Simulation 2003, Eindhoven, Netherland, August 2003, IBPSA. http://www.ibpsa.org/proceedings/BS2003/BS03_0467_474.pdf

Henninger, R.H., and M.J. Witte. 2007a. EnergyPlus Testing with HVAC Equipment Component Tests, November 2007. http://www.eere.energy.gov/buildings/energyplus/pdfs/energyplus_hvac_component_tests.pdf

Henninger, R.H., and M.J. Witte. 2007b. EnergyPlus Testing with Global Energy Balance Test, November 2007. http://www.eere.energy.gov/buildings/energyplus/pdfs/energyplus_hvac_global_tests.pdf

Henninger, R.H., and M.J. Witte. 2007c. EnergyPlus Testing with Building Thermal Envelope and Fabric Load Tests from ANSI/ASHRAE Standard 140-2004, November 2007. http://www.eere.energy.gov/buildings/energyplus/ pdfs/energyplus_ashrae_140_envelope.pdf

Henninger, R.H., and M.J. Witte. 2007d. EnergyPlus Testing with Fuel-Fired Furnace HVAC BESTEST, November 2007. http://www.eere.energy.gov/buildings/energyplus/ pdfs/energyplus_hvac_furnace.pdf

Heo Y., Zavala V.M., Gaussian process modeling for measurement and verification of building energy savings, Energy Buildings. 53 (2012) 7–18. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.06.024

Hester J., Gregory J., Kirchain R. Sequential early-design guidance for residential single-family buildings using a probabilistic metamodel of energy consumption. Energy and Buildings 134 (2016) 202–11. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.10.047

Huang, P., Huang, G., and Wang, Y., 2015. HVAC system design under peak load prediction uncertainty using multiple-criterion decision making technique. Energy and Buildings 91 (2015) 26– 36. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.01.026

Hygh J.S., DeCarolis J.F., Hill D.B., Ranji Ranjithan S. Multivariate regression as an energy assessment tool in early building design, Buildings and Environment 57 (2012)165–175. http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.04.021

IFPEB, 2016. Consommations énergétiques réelles : comment les prévoir et s'engager ? Démarches pour la maîtrise des objectifs énergétiques et prémices du smartgrid. https://www.ifpeb.fr/wp-content/uploads/2016/03/IFPEB_M%C3%A9thodo_Consommations-r%C3%A9elles_pr%C3%A9voir-et-sengager-_VF.pdf

INSEE, 2017. Le parc de logements en France au 1er janvier 2017. https://www.insee.fr/fr/statistiques/3269496

INSEE, 2017. Les conditions de logement en France, édition 2017 – Insee Références. https://www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/2586024/LOGFRA17k2_F6.2.pdf

International Energy Agency, 2003. Demand Side Management Task X Performance Contracting – Summary Report, Final, May 2003. http://www.ieadsm.org/wp/files/Exco%20File%20Library/Key%20Publications/TX_SummaryReport_May03.pdf

International Energy Agency, 2016. Total energy use in buildings: analysis and evaluation methods (Annex 53). http://www.iea-ebc.org/Data/publications/EBC_PSR_Annex53.pdf

Iooss, B. Revue sur l'analyse de sensibilité globale de modèles numériques. Journal de la Société Française de Statistique, Société Française de Statistique et Société Mathématique de France, 2011, 152 (1), pp.1-23. https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00503179v2/document

Jacques, J., 2005. Contributions à l'analyse de sensibilité et à l'analyse discriminante généralisée. Thèse de doctorat. Université Joseph-Fourier-Grenoble I. https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00011169v1/document

Jaffal I., Inard C., Ghiaus C. Fast method to predict building heating demand based on the design of experiments, Energy and Buildings 41 (6) (2009) 669–677. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.01.006

Jaffal I., Inard C., Bozonnet E. Toward integrated building design: a parametric method for evaluating heating demand, Applied Thermal Engineering 40 (2012) 267–274. http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.02.005

Jaffal I., Inard C. A metamodel for building energy performance. Energy and Buildings 151 (2017) 501-510. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.06.072

Jin J.-T., Jeong J.-W. Thermal characteristic prediction models for a free-form building in various climate zones, Energy 50 (2013) 468–476. http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2012.11.011

Lam J.C., Wan K.K.W., Liu D., Tsang C.L. Multiple regression models for energy use in air-conditioned office buildings in different climates, Energy Conversion and Management. 51 (12) (2010) 2692–2697. http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2010.06.004

Larsen P.H., Goldman C.A., Satchwell A., 2012. Evolution of the U.S. energy service company industry: market size and project performance from 1990–2008. Energy Policy 50, 802–820. http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2012.08.035

Lee P., Lam P., Yik F.W., Chan E.H., Probabilistic risk assessment of the energy saving shortfall in energy performance contracting projects–a case study, Energy and Buildings 66 (2013) 353–363. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.07.018

Liu G., Lei B., 2009. Inspiration of European EPC experiences for China. Energy Sav. Environ. Prot. 9, 25–28.

Lv R., Wang J., 2011. Comparative study on China-overseas energy performance contracting. Sino-Glob. Energy 16, 22–28.

Manfren M., Aste N., Moshkar R., 2013. Calibration and uncertainty analysis for computer models – a metamodel based approach for integrated building simulation. Applied Energy 103 (2013) 627-641. http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.10.031

Mastrucci A., Baume O., Stazi F., Leopold U. Estimating energy savings for the residential building stock of an entire city: a GIS-based statistical downscaling approach applied to Rotterdam, Energy and Buildings 75 (2014) 358–367. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.02.032

Melo A.P., Fossati M., Versage R.S., Sorgato M.J., Scalco V.A., Lamberts R. Development and analysis of a metamodel to represent the thermal behavior of naturally ventilated and artificially air-conditioned residential buildings, Energy and Buildings. 112 (2016) 209–221. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.12.021

Météo France, Agence Parisienne du Climat, 2013. L'îlot de chaleur urbain à Paris. Un microclimat au coeur de la ville. http://www.meteofrance.fr/documents/10192/22603710/brochure_MF_APC_L_%C3%AElot_de_chaleur_urbain_%C3%A0_Paris_2013.pdf

Observatoire des contrats de performance énergétique, 2017. Les premiers résultats de l'observatoire des contrats de performance énergétique, Novembre 2017. https://www.cerema.fr/system/files/documents/2017/12/OCPE_Chiffres_cl%C3%A9s_novembre2017-1.pdf

OID, 2016. Baromètre performance énergétique des bâtiments tertiaires 2016. http://www.o-immobilierdurable.fr/publication-barometre-2016/

OID, 2017. Baromètre performance énergétique des bâtiments tertiaires 2017. http://www.o-immobilierdurable.fr/hc_ressources/barometre-2017/

Olinga Z., Xia X., Ye X. A cost-effective approach to handle measurement and verification uncertainties of energy savings., Energy 141 (2017) 1600-1609. https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.11.103

OMEGA, 2017. Projet ANR « Outils MEthodologiques pour la Garantie de performance énergétique ». http://www.agence-nationale-recherche.fr/Projet-ANR-13-VBDU-0006

OPECST, 2018. Note n°6, La rénovation énergétique des bâtiments. http://www2.assemblee-nationale.fr/content/download/69760/711866/version/2/file/Note+6+renovation+energetique+b%C3%A2timents.pdf

Ortega O. Communication personnelle, 14/09/2016.

Østergård, T., Jensen, R., Maagaard, S., 2018. A comparison of six metamodeling techniques applied to building performance simulations. Applied Energy 211 (2018) 89-103. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.102

Painuly J.P., Park H., Lee M-K., Noh J. Promoting energy efficiency financing and ESCOs in developing countries: mechanisms and barriers, Journal of Cleaner Production 11 (2003) 659-665. doi:10.1016/S0959-6526(02)00111-7

Plan Bâtiment Durable, Rapport d'activité 2012. http://www.planbatimentdurable.fr/IMG/pdf/Rapport_d_activite_Plan_Batiment_2012.pdf

Polzin F., Von Flotow P., Nolden C. What encourages local authorities to engage with energy performance contracting for retrofitting? evidence from German municipalities, Energy Policy 94 (2016) 317–330. http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2016.03.049

Praznik M., Butala V., Zbasnik Senegacnik M. Simplified evaluation method for energy efficiency in single-family houses using key quality parameters, Energy and Buildings 67 (2013) 489–499. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.08.045

Qian D., Guo J., Research on the energy-saving and revenue sharing strategy of escos under the uncertainty of the value of energy performance contracting projects, Energy Policy 73 (2014) 710–721. http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2014.05.013

Reddy T.A., Claridge D.E. Using synthetic data to evaluate multiple regression and principal component analyses for statistical modeling of daily building energy consumption, Energy and Buildings 21 (1994) 35–44. https://doi.org/10.1016/0378-7788(94)90014-0

Romani, Z., 2015. Développement d'une méthode d'aide à la décision multicritère pour la conception des bâtiments neufs et la réhabilitation des bâtiments existants à haute efficacité énergétique. Thèse de doctorat, Université de La Rochelle. https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01373443.

Ritter F., Geyer P., Borrmann A. Simulation-based decision-making in early design stages, in: 32nd CIB W78 Conference, Eindhoven The Netherlands,2015. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.725.1760&rep=rep1&type=pdf

Server F., Kissock, J.K., Brown D., Mulqueen, S. Estimating Industrial Building Energy Savings using Inverse Simulation" (2011). Mechanical and Aerospace Engineering Faculty Publications. Paper 156. http://ecommons.udayton.edu/mee_fac_pub/156

Sharp T. Energy benchmarking in commercial-office buildings. In: ACEEE 1996 summer study on energy efficiency in buildings, vol. 4; 1996. p. 321–9. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.110.4675&rep=rep1&type=pdf

Shiming D., Burnett J. Energy use and management in hotels in Hong Kong. International Journal of Hospitality Management 21 (4) (2002) 371–380. https://ac.els-cdn.com/S0278431902000166/1-s2.0-S0278431902000166-main.pdf?_tid=d46fb56d-f2c0-4c27-a2d2-5fd9f8446457&acdnat=1538913118_6374028d100b71f150e6c71380c63cf8

Stuart E., Larsen P.H., Goldman C.A., Gilligan D., 2014. A method to estimate the size and remaining market potential of the I.S. ESCO (energy service company) industry. Energy 77 (2014) 362-371. http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2014.09.003

SYPEMI, 2015. Guide des indicateurs environnementaux d'exploitation. http://sypemi.com/wp-content/uploads/2015/12/guide_indicateurs_sypemi.pdf

SYPEMI, 2018. Guide du pilotage du facility management. http://sypemi.com/wp-content/uploads/2018/02/SYPEMI_GUIDE_PILOTAGE-FM_BD.pdf

TEEB (The Economics for Ecosystems and Biodiversity), 2010. Natural capital at risk: The Top 100 externalities of business, https://www.trucost.com/wp-content/uploads/2016/04/TEEB-Final-Report-web-SPv2.pdf

Tian W., Choudhary R. A probabilistic energy model for non-domestic building sectors applied to analysis of school buildings in greater London. Energy and Buildings 54 (2012) 1-11. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.06.031

Tian, W. A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 20 (2013) 411-419. http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.014

Tian W., Choudhary R., Augenbroe G., Lee S.H. Importance analysis and meta-model construction with correlated variables in evaluation of thermal performance of campus buildings, Building and Environment 92 (2015) 61–74. http://dx.doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.04.021

Turhan C., Kazanasmaz T., Uygun I.E., Ekmen K.E., Akkurt G.G. Comparative study of a building energy performance software (KEP-IYTE-ESS) and ANN-based building heat load estimation. Energy and Buildings 85 (2014) 115–25. http://dx.doi.org/10.1016/j. enbuild.2014.09.026

U.S. Department of Energy, 2013. Energy Savings Performance Contracts (ESPCs). https://energy.gov/sites/prod/files/2013/10/f3/espc _ intro.pdf

U.S. Department of Energy, 2014. BESTEST: Test procedures "building energy simulation" tools. 2014 Building technologies office peer review. https://www.energy.gov/sites/prod/files/2014/10/f18/emt62_Judkoff_042214.pdf

Van Gelder L., Janssen H., Roels S. Probabilistic design and analysis of building performances: methodology and application example. Energy and Buildings 79 (2014) 202–11. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.04.042

Vorger, 2015. Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment. https://pastel.archives-ouvertes.fr/tel-01144461

Walter T, Sohn MD. A regression-based approach to estimating retrofit savings using the building performance database. Applied Energy 179 (2016) 996–1005. http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.07.087

Wan K.K.W., Li D.H.W., Lam J.C. Assessment of climate change impact on building energy use and mitigation measures in subtropical climates, Energy36 (3) (2011) 1404–1414. http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2011.01.033

Ward I., Ogbonna A., Altan H. Sector review of UK higher education energy consumption, Energy Policy 36 (2008) 2939–2949. http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2008.03.031

Westergren K.-E., Högberg H., Norlén U. Monitoring energy consumption in single-family houses, Energy and Buildings 29 (1999) 247–257. https://doi.org/10.1016/S0378-7788(98)00065-6

Winther T., Gurigard K. Energy performance contracting (EPC): a suitable mechanism for achieving energy savings in housing cooperatives? Results from a Norwegian pilot project, Energy Efficiency 10 (3) (2017) 577–596. http://dx.doi.org/10.1007/s12053-016-9477-0

Xu P., Chan E.H.-W., Qian Q.K. Success factors of energy performance contracting (EPC) for sustainable building energy efficiency retrofit (beer) of hotel buildings in china, Energy Policy 39 (11) (2011) 7389–7398. http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2011.09.001

Xu J., Kim J.H., Hong H., Koo J. A systematic approach for energy efficient building design factors optimization, Energy and Buildings 89 (2015) 87–96. http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.12.022

Yang Z, Becerik-Gerber B. A model calibration framework for simultaneous multilevel building energy simulation. Applied Energy 149 (2015) 415–31. http://dx.doi.org/ 10.1016/j.apenergy.2015.03.048

Ye X., Xia X., Zhang J. Optimal sampling plan for clean development mechanism energy efficiency projects. Applied Energy 112 (2013) 1006-1015. http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.05.064

Yildiz B., Bilbao J.I., Sproul A.B. A review and analysis of regression and machine learning models on commercial building electricity load forecasting. Renewable Sustainable Energy Reviews 73 (2017) 1104–22. http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.02.023.

Yoon Y.R., Moon H.J. Energy consumption model with energy use factors of tenants in commercial buildings using Gaussian process regression. Energy and Buildings 168 (2018) 215-224. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.042

Yuan J, Nian V, Su B, Meng Q. A simultaneous calibration and parameter ranking method for building energy models. Applied Energy 206 (2017) 657–66. http://dx.doi. org/10.1016/j.apenergy.2017.08.220

Zhang X., Li X., Chen S., 2011. Problem and countermeasure of energy performance contracting in China. Energy Procedia 5, 1377–1381. http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2011.03.238

Zhang M., Wang M. Jin W., Xia-Bauer C., 2018. Managing energy efficiency of buildings in China: A survey of energy performance contracting (EPC) in building sector. Energy Policy 114 (2018) 13-21. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.11.065

Annexe 1 – Matrices d'expériences

Annexe 1 – 1 : matrice d'expérience pour les besoins de chauffage du modèle type de plateau de bureaux avec discrétisation de la durée moyenne journalière d'ouverture des fenêtres par demi-journée

n°essais	Ouv_Fen	Heures_Ouv_Fen_Mat	Heures_Ouv_Fen_Apr	Ferm_Stores	Heures_Ferm_Stores	Heures_Bur	Tc	Heures_Ecl	ETP_Abs
1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1
2	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1
3	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1
4	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
5	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1
6	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1
7	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1
8	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1
9	1	1	1	1	-1	1	1	1	-1
10	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1
11	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1
12	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
13	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
14	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1
15	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1
16	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
17	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1
18	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1
19	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1
20	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1
21	1	1	1	-1	1	1	1	-1	1
22	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
23	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1
24	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
25	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1
26	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1
27	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1
28	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
29	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1
30	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1
31	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
32	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1
33	1	1	-1	1	1	1	1	1	1
34	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
35	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1
36	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1
37	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1
38	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
39	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1
40	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1
41	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1
42	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1
43	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1
44	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1
45	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
46	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1
47	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1
48	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1
49	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
50	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1
51	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
52	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1

Annexe 1 – 2 : matrice d'expérience pour les besoins de chauffage du modèle type de plateau de bureaux avec discrétisation de la durée moyenne journalière d'ouverture des fenêtres par mois

n°essai	Ouv_Fen	Heures_Ouv_Fen_Nov	Heures_Ouv_Fen_Dec	Heures_Ouv_Fen_Jan	Heures_Ouv_Fen_Fev	Heures_Ouv_Fen_Mar	Ferm_Stores	Heures_Ferm_Stores	Heures_Bur	Tc	Heures_Ecl	ETP_Abs
1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
2	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
3	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1
4	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1
5	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1
6	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
7	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
8	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1
9	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1
10	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1
11	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1
12	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1
13	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1
14	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1
15	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1
16	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
17	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
18	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1
19	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1
20	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1
21	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1
22	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
23	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1
24	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1
25	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
26	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
27	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
28	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1
29	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1
30	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1
31	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
32	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1
33	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
34	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1
35	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
36	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1
37	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1
38	-1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	1
39	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
40	1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1
41	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1
42	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1
43	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1
44	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1
45	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
46	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
47	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1
48	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1
49	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1
50	1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1
51	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
52	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1
53	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
54	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1
55	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1
56	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
57	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1
58	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
59	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1
60	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1
61	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1
62	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1
63	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1
64	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
65	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1
66	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
67	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1
68	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1
69	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
70	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1
71	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1
72	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
73	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1
74	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1
75	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
76	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1
77	1	-1	1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1
78	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1
79	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
80	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1
81	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
82	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1
83	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1
84	1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1

Annexe 1 – 3 : matrice d'expérience pour les besoins de chauffage du modèle type de plateau de bureaux avec discrétisation de la durée moyenne journalière d'ouverture des fenêtres par mois et par demi-journée

Ouv_ Fen	Heures _Ouv_ Fen_Nov_Mat	Heures _Ouv_ Fen_Nov_Apr	Heures _Ouv_ Fen_Dec_Mat	Heures _Ouv_ Fen_Dec_Apr	Heures _Ouv_ Fen_Jan_Mat	Heures _Ouv_ Fen_Jan_Apr	Heures _Ouv_ Fen_Fev_Mat	Heures _Ouv_ Fen_Fev_Apr	Heures _Ouv_ Fen_Mar_Mat	Heures _Ouv_ Fen_Mar_Apr	Ferm_ stores	Heures _Ferm_ stores	Heures _Bur	Tc	Heures _Ecl	ETP_ Abs
-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1
1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1
-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1
1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1
1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1
1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1
1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1

1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1
1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1
1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1
1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1
1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1
1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1

1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1
1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1
1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1
-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1
1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	1
-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1
-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1
-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1
1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1
-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1

-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1
-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1
1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1
-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1
1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1
1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1
1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1
1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1
1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1

-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1
1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	1	-1
1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1
1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1
1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1
-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1

1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	1
1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1
-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1
-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1
-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1
-1	-1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1
-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1
-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1
-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1
1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1
-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1

1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1
1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1
-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1
-1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1
-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1
-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1
1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1
-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1
1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1
1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1
1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1
1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1

-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1
1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1
1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1
1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1
-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1
1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1
1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1
-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1
1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1
1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1
1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1

1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1
1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1
-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1
-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1
-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1
-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1
1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1
1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1

1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1
-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1
-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1
-1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1
1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1
1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1
1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1
1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1

Annexe 1 – 4 : matrice d’expérience pour les consommations énergétiques totales de la Fondation Louis Vuitton

Gal_Tc	Gal_HR_min	Gal_HR_max	Gal_Elec	Gal_Elec_Heures	Gal_AN	Gal_AS	Gal_Tsouf	Gal_Tprech	For_Occ	For_Occ_Heures	NoGal_Elec	NoGal_Elec_Heures	NoGal_Tc	NoGal_Tsouf	NoGal_AN	Cui_Couv	Visit_Jour	Visit_Heures	DJU	Hc_moy	Sol_Moy
1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1
1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1
-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1
1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1
-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1

1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1
-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1
-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1
1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1
1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1
1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1
1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1
1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1
-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1

-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1
-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1
1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1
-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1
1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1
-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1
1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1
1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1

1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1
1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1
1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
-1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1
1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1
1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1
-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1
1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1

-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1
-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1
1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1
1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1
1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1
-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1
-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1
-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1
1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1
-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1
1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1

-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1
1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1
-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1
1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1
-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1
1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1
1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1
-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1
-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1
1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	1
1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	1
-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1
1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1

1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1
1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1
-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1
-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1
-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1
1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1
-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1
1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1
1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1

1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1
1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	1
-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1
1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1
-1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1
-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1
1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1
-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1
1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1
1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1
-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1
-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1
1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	-1
1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1

1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1
-1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1
1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1
1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1
-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1
1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1
-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1
-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1
-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1	1
1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	1
-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1
-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1

-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	1	-1
1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1
-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1	1
-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1
1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1
1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1
-1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1
-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	1	1
-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	-1
-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1
-1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
-1	1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1

1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	1	1	1
1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1
1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	-1

Annexe 2 – Coefficients des modèles polynomiaux

Annexe 2 – 1 : coefficients du polynôme de la consommation des ventilateurs pour la saison hivernale du plateau de bureaux type

Terme	Coefficient
Constante	5,93
Heures_AN_occ_hiv	1,18
Ecl_hiv	0,66
Bur_hiv	0,64
AN_inoc_hiv	0,57
AN_occ_hiv	0,53
Tc_occ_hiv	0,31
AN_occ_hiv*Heures_AN_occ_hiv	0,28
Ouv_Fen_hiv*Ferm_Stores_hiv	0,19
Heures_Tc_occ_hiv*Tc_inoc_hiv	0,18
Tc_occ_hiv*Ferm_Stores_hiv	0,14
Tc_occ_hiv*Ouv_Fen_hiv	0,09
Tc_occ_hiv*AN_inoc_hiv	0,09
Dens_occ_hiv	0,09
Heures_AN_occ_hiv*Ferm_Stores_hiv	0,09
Heures_Tc_occ_hiv*Dens_occ_hiv	0,08
Bur_hiv*Dens_occ_hiv	0,08
Heures_Ecl_hiv*Ecl_hiv	0,07
Tc_occ_hiv*Bur_hiv	0,03
Ferm_Stores_hiv*Bur_hiv	0,02
Tc_occ_hiv*Ecl_hiv	0,01
Ouv_Fen_hiv*Bur_hiv	0,00
Bur_hiv*Ecl_hiv	0,00
Heures_Tc_occ_hiv*Ecl_hiv	-0,01

T_souf_occ_hiv*Bur_hiv	-0,01
Ferm_Stores_hiv*Ecl_hiv	-0,02
Ouv_Fen_hiv*Ecl_hiv	-0,03
Ouv_Fen_hiv*Ouv_Fen_hiv	-0,06
Heures_Tc_occ_hiv*Ferm_Stores_hiv	-0,07
Heures_Ferm_Stores_hiv*DJUc18	-0,08
T_souf_inoc_hiv*Heures_occ_hiv	-0,08
AN_occ_hiv*Ferm_Stores_hiv	-0,08
Tc_occ_hiv*Tc_inoc_hiv	-0,09
DT_EC*AN_inoc_hiv	-0,09
AN_inoc_hiv*T_souf_occ_hiv	-0,10
Tc_occ_hiv*Met_occ_hiv	-0,10
AN_inoc_hiv*Heures_AN_occ_hiv	-0,13
Tc_occ_hiv*Heures_occ_hiv	-0,14
Tc_occ_hiv*Heures_Tc_occ_hiv	-0,17
Tc_inoc_hiv	-0,21
Heures_Tc_occ_hiv	-0,24
Ferm_Stores_hiv	-0,50
Ouv_Fen_hiv	-0,66

Annexe 2 – 2 : coefficients du polynôme de la consommation des pompes pour la saison hivernale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	0,38
Heures_Bur_hiv*Heures_Bur_hiv	0,11
AN_inoc_hiv	0,11
Ouv_Fen_hiv	0,08
Tc_occ_hiv	0,06

T_souf_inoc_hiv	0,05
T_souf_occ_hiv	0,05
AN_occ_hiv	0,03
Heures_AN_occ_hiv*DJUc18	0,03
AN_inoc_hiv*T_souf_inoc_hiv	0,03
Bur_hiv*Heures_occ_hiv	0,03
Heures_occ_hiv	-0,03
DT_EC*T_souf_inoc_hiv	-0,03
Heures_Bur_hiv	-0,03
DT_EC*T_souf_occ_hiv	-0,03
Dens_occ_hiv	-0,03
Tc_inoc_hiv	-0,03
DT_EC*Tc_occ_hiv	-0,03
AN_inoc_hiv*Heures_AN_occ_hiv	-0,03
DT_EC*AN_inoc_hiv	-0,03
Heures_occ_hiv*Dens_occ_hiv	-0,04
DT_EC*Ouv_Fen_hiv	-0,05
DT_EC	-0,15

Annexe 2 – 3 : coefficients du polynôme de la consommation de l'éclairage pour la saison hivernale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	6,98
Heures_Ecl_hiv	6,59
Ecl_hiv	6,50
Heures_Ecl_hiv*Ecl_hiv	5,98
Heures_Ecl_hiv*Heures_Ecl_hiv	0,27

Annexe 2 – 4 : coefficients du polynôme de la consommation de la bureautique pour la saison hivernale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	6,69
Bur_hiv	6,49
Heures_Bur_hiv	6,29
Heures_Bur_hiv*Bur_hiv	5,98
Heures_Bur_hiv*Heures_Bur_hiv	0,28

Annexe 2 – 5 : coefficients du polynôme de la consommation des ventilateurs pour la saison estivale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	11,16
Heures_AN_occ_ete	1,16
AN_occ_ete	1,13
Ecl_ete*Ecl_ete	0,86
AN_inoc_ete*AN_inoc_ete	0,82
Ecl_ete	0,78
Bur_ete	0,57
AN_occ_ete*Heures_AN_occ_ete	0,35
Tc_occ_ete*Heures_Tc_occ_ete	0,32
Tc_occ_ete*Ouv_Fen_ete	0,30
Tc_inoc_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	0,27
AN_inoc_ete	0,26
Ecl_ete*Heures_occ_ete	0,25
Heures_occ_ete*Sol_Moy_ete	0,24
Heures_Ecl_ete*Ecl_ete	0,24
T_souf_occ_ete*Heures_occ_ete	0,22

Tc_inoc_ete*AN_inoc_ete	0,21
T_souf_inoc_ete*Ouv_Fen_ete	0,21
DT_EG*T_souf_inoc_ete	0,21
Heures_Ferm_Stores_ete*Dens_occ_ete	0,21
Tc_occ_ete*Ecl_ete	0,20
Tc_occ_ete*Heures_Ecl_ete	0,20
Heures_Tc_occ_ete*Ferm_Stores_ete	0,20
T_EG_Dep*Heures_T_souf_occ_ete	0,19
Tc_occ_ete*Bur_ete	0,19
Tc_occ_ete*Heures_Bur_ete	0,19
Heures_occ_ete	0,19
Heures_AN_occ_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	0,19
Heures_Ouv_Fen_ete*Heures_Ecl_ete	0,18
Heures_Ouv_Fen_ete*Dens_occ_ete	0,18
Ouv_Fen_ete*Met_occ_ete	0,18
Ferm_Stores_ete*DJUf10	0,18
Tc_occ_ete*Ferm_Stores_ete	0,17
T_EG_Dep*Dens_occ_ete	0,17
T_souf_inoc_ete	0,17
AN_occ_ete*Heures_Ouv_Fen_ete	0,16
Ouv_Fen_ete*Ferm_Stores_ete	0,16
T_souf_occ_ete*T_souf_occ_ete	0,12
Heures_Tc_occ_ete*Heures_AN_occ_ete	-0,17
Heures_T_souf_occ_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	-0,17
Tc_inoc_ete*Sol_Moy_ete	-0,18
Heures_Ouv_Fen_ete*Heures_Bur_ete	-0,19
Heures_Tc_occ_ete	-0,19

Heures_Ouv_Fen_ete*HR_moy_ete	-0,19
Tc_inoc_ete*Heures_occ_ete	-0,19
Heures_Ecl_ete*Heures_occ_ete	-0,20
T_souf_inoc_ete*Heures_occ_ete	-0,21
Heures_T_souf_occ_ete	-0,21
Heures_Tc_occ_ete*Met_occ_ete	-0,22
Tc_inoc_ete*Ouv_Fen_ete	-0,23
AN_inoc_ete*DJUf10	-0,23
Ferm_Stores_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	-0,24
Bur_ete*DJUf10	-0,27
Tc_occ_ete*Heures_occ_ete	-0,28
Heures_AN_occ_ete*Sol_Moy_ete	-0,31
Ouv_Fen_ete	-0,41
Tc_inoc_ete	-0,49
Ferm_Stores_ete	-0,54
Tc_occ_ete	-0,75
Tc_occ_ete*Tc_inoc_ete	-0,75

Annexe 2 – 6 : coefficients du polynôme de la consommation des pompes pour la saison estivale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	2,39
Bur_ete	0,30
Ecl_ete	0,28
AN_inoc_ete	0,26
Dens_occ_ete	0,20
Tc_inoc_ete*AN_inoc_ete	0,20
Heures_occ_ete*Dens_occ_ete	0,16

Heures_occ_ete	0,16
T_EG_Dep	0,15
Heures_AN_occ_ete	0,15
DT_EG*Ferm_Stores_ete	0,14
Heures_Bur_ete*Bur_ete	0,13
DT_EG*T_souf_occ_ete	0,12
Dens_occ_ete*Met_occ_ete	0,12
AN_occ_ete	0,11
Heures_Ecl_ete*Ecl_ete	0,10
DT_EG*Bur_ete	-0,02
AN_occ_ete*Sol_Moy_ete	-0,08
T_souf_inoc_ete	-0,08
Tc_inoc_ete	-0,08
DT_EG*AN_inoc_ete	-0,09
Tc_occ_ete*Tc_inoc_ete	-0,09
Heures_Ferm_Stores_ete	-0,09
DT_EG*Heures_occ_ete	-0,10
Tc_inoc_ete*Ouv_Fen_ete	-0,10
Tc_occ_ete*Heures_occ_ete	-0,10
T_souf_occ_ete	-0,10
Heures_Tc_occ_ete	-0,11
Ouv_Fen_ete	-0,12
Ferm_Stores_ete*Heures_Ferm_Stores_ete	-0,14
Ferm_Stores_ete	-0,24
Tc_occ_ete	-0,25
DT_EG	-0,63

Annexe 2 – 7 : coefficients du polynôme de la consommation de l'éclairage pour la saison estivale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	9,78
Heures_Ecl_ete	9,24
Ecl_ete	9,11
Heures_Ecl_ete*Ecl_ete	8,38
Heures_Ecl_ete*Heures_Ecl_ete	0,38

Annexe 2 – 8 : coefficients du polynôme de la consommation de la bureautique pour la saison estivale du plateau de bureaux type

Terme	**Coefficient**
Constante	9,38
Bur_ete	9,10
Heures_Bur_ete	8,81
Heures_Bur_ete*Bur_ete	8,39
Heures_Bur_ete*Heures_Bur_ete	0,39

Annexe 2 – 9 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois de juillet pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	403355,0
Gal_AS	48113,5
Gal_Elec	21466,6
Gal_Elec_Heures	21171,5
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	20073,3
NoGal_Elec_Heures	11003,1
NoGal_Elec	9437,7

NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	8318,7
HSmoy	7732,5
DJU	6720,4
Gal_Tsouf*Solmoy	-5866,1
Gal_Hcmax*HSmoy	-6269,7
Gal_Elec*Gal_AS	-7134,0
Gal_Hcmax*Gal_AS	-15171,5
Gal_Hcmax	-17394,1

Annexe 2 – 10 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois de septembre pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	364504,9
Gal_AS	38327,3
Gal_Elec_Heures	22556,2
Gal_Elec	20958,8
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	19930,7
NoGal_Elec_Heures	10950,6
NoGal_Elec	8113,4
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	7015,8
Gal_Tprech	6900,5
Cui_Couv	6245,9
Gal_Hcmin	5815,9
Gal_Tc*Gal_AS	5222,3
Gal_Elec*DJU	4273,2
For_Occ	4265,5
Gal_Hcmax*Gal_Elec	4234,4
Visit_Jour*Visit_Heures	4230,6
NoGal_Elec_Heures*DJU	4032,8

Visit_Jour	3772,2
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	3550,5
For_Occ*HSmoy	-3482,0
Gal_Tc*Gal_Hcmax	-4025,8
Gal_Hcmin*HSmoy	-4052,1
Gal_AS*Visit_Jour	-4109,8
For_Occ_Heures*DJU	-4144,2
NoGal_Tc*NoGal_Tsouf	-4227,7
Gal_Hcmax*Visit_Heures	-4254,4
Gal_Elec*Visit_Jour	-4598,2
Gal_Tsouf*Solmoy	-4759,8
For_Occ*NoGal_Tsouf	-5494,9
Gal_Elec*Gal_AS	-6036,9
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	-6410,0
Gal_Hcmax	-7891,9
Gal_Hcmax*HSmoy	-7992,9
Gal_Hcmax*Gal_AS	-8420,6

Annexe 2 – 10 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois d'octobre pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	364083,5
Gal_AS	39172,6
Gal_Elec_Heures	23440,5
Gal_Elec	22338,6
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	20446,9
Gal_Hcmin	11016,6
NoGal_Elec_Heures	9937,2
Gal_Tprech	9426,5

NoGal_Elec	7841,7
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	6742,9
Gal_Elec*DJU	6574,3
Cui_Couv	5621,0
NoGal_AN*Visit_Jour	5201,8
Visit_Jour*Visit_Heures	4681,9
NoGal_Elec_Heures*DJU	4034,7
Gal_Tc*Gal_AS	3984,4
For_Occ	3878,3
Gal_Tsouf*Gal_Tprech	3669,4
Gal_AN*Solmoy	3529,9
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	3512,9
For_Occ_Heures*NoGal_Elec_Heures	3399,8
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	3278,5
NoGal_Elec_Heures*Visit_Heures	3227,9
Gal_AN*Gal_AS	3212,7
Gal_AS*Visit_Heures	3171,4
Gal_Hcmax*Gal_Elec	3111,5
Gal_Hcmin*Visit_Heures	3084,8
Gal_Elec*Gal_Tsouf	3078,2
Gal_Hcmin*Gal_AS	2956,1
Gal_Hcmin*Gal_Tprech	2951,9
Visit_Heures*Solmoy	2849,8
NoGal_Elec_Heures*NoGal_AN	2733,4
For_Occ_Heures*NoGal_Elec	2542,2
Visit_Jour*Solmoy	-2773,9
NoGal_Tc*NoGal_Tsouf	-2837,6

Gal_AN*HSmoy	-2894,4
Gal_Hcmax*DJU	-2910,4
HSmoy*Solmoy	-3072,6
Cui_Couv*DJU	-3107,7
Gal_Tc*Gal_Elec_Heures	-3159,5
For_Occ_Heures*HSmoy	-3201,7
For_Occ*For_Occ_Heures	-3262,2
Gal_Hcmax*Gal_AS	-3320,7
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	-3372,7
For_Occ*HSmoy	-3486,5
NoGal_Tc*Solmoy	-3509,9
Gal_Elec*Visit_Jour	-3799,9
Gal_Tprech*HSmoy	-4076,8
Gal_Hcmax*Visit_Heures	-4171,9
Gal_Hcmin*HSmoy	-4230,3
Gal_AS*Visit_Jour	-4351,5
HSmoy	-4524,9
For_Occ_Heures*DJU	-4536,1
For_Occ*NoGal_Tsouf	-4907,1
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	-5062,7
Gal_Tsouf*Solmoy	-5722,5
Gal_Hcmax*HSmoy	-6168,8
Gal_Elec*Gal_AS	-6760,2

Annexe 2 – 11 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois de novembre pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	401244,3
Gal_AS	44268,0

Gal_Elec_Heures	21609,8
Gal_Hcmin	21001,7
Gal_Elec	20847,1
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	17524,0
Gal_Tprech	15365,1
NoGal_Tc	12091,7
NoGal_Elec_Heures	10093,9
Gal_AN	8968,2
Gal_AN*Gal_AS	7936,6
DJU	7743,3
NoGal_Elec	5921,7
Cui_Couv	5901,5
Gal_Elec*Gal_Tprech	5621,7
Gal_Tc*Gal_Tprech	-5507,8
HSmoy	-12120,3

Annexe 2 – 12 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois de janvier pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	442078,6
Gal_AS	53812,9
Gal_Hcmin	21806,8
Gal_Elec	20681,9
Gal_Elec_Heures	19879,7
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	16685,2
NoGal_Tc	15931,0
Gal_AN	15069,6
Gal_Tprech	13194,4
Gal_AN*Gal_AS	10022,8

DJU	9908,9
NoGal_Elec_Heures	9345,7
Cui_Couv	6806,8
NoGal_Elec	6089,4
Gal_Elec*Gal_Tprech	5787,0
Gal_Hcmin*Gal_AS	5593,4
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	5454,9
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	5349,0
Gal_Elec*Gal_AN	-4168,3
Gal_Hcmax*Visit_Heures	-4272,3
Gal_Elec*Gal_AS	-4701,3
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	-4822,2
Gal_Tc*Gal_Tprech	-5086,7
HSmoy	-12052,0

Annexe 2 – 13 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois de mars pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	406757,7
Gal_AS	47470,1
Gal_Elec_Heures	24219,8
Gal_Elec	23954,1
Gal_Hcmin	21707,8
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	19706,7
Gal_Tprech	15230,4
NoGal_Elec_Heures	11097,5
NoGal_Tc	10052,9
Gal_AN	9366,3
Gal_AN*Gal_AS	7139,1

NoGal_Elec	6545,6
Cui_Couv	6343,6
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	6132,3
Gal_Elec*Gal_Tprech	5700,5
DJU	5648,0
Gal_Elec_Heures*Gal_Tprech	4977,0
Gal_Hcmin*Gal_AS	4947,1
Gal_Tsouf*Gal_Tprech	4825,3
Gal_Tc*Gal_AS	4338,4
NoGal_Tc*DJU	4142,0
Gal_Hcmin*Gal_Elec_Heures	4007,0
Visit_Jour	3230,7
Gal_Tsouf*Solmoy	-3517,0
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	-4152,9
Gal_Elec*Gal_AN	-4162,1
Gal_Elec_Heures*Gal_AN	-4659,0
Gal_Tc*Gal_Tprech	-5332,1
Gal_AS*Gal_Tprech	-5333,6
Gal_Elec*Gal_AS	-5831,5
HSmoy	-13734,8

Annexe 2 – 14 : coefficients du polynôme de la consommation totale du mois d'avril pour la Fondation Louis Vuitton

Terme	Coefficient
Constante	381244,0
Gal_AS	42674,2
Gal_Elec_Heures	24392,0
Gal_Elec	23551,2
Gal_Elec*Gal_Elec_Heures	20798,4

Gal_Hcmin	17480,3
Gal_Tprech	11951,6
NoGal_Elec_Heures	11016,5
NoGal_Tc	7329,5
NoGal_Elec	7299,6
NoGal_Elec*NoGal_Elec_Heures	7078,4
Cui_Couv	5632,0
Gal_AN*Gal_AS	5625,3
Gal_Hcmin*Gal_AS	4304,0
Gal_Elec*Gal_Tprech	4259,5
Gal_AN	3964,8
Gal_Tsouf*Solmoy	-3763,8
Gal_Tc*Gal_Tprech	-4242,2
Gal_Elec_Heures*Gal_AS	-4452,3
Gal_Elec*Gal_AS	-5619,6
HSmoy	-9590,4

Développement d'une méthode de méta modélisation des consommations énergétiques des bâtiments en fonction des facteurs d'usages et d'exploitation pour la garantie de résultat énergétique

Résumé : à mesure que les performances intrinsèques des bâtiments s'améliorent, les usages énergétiques non réglementés, que nous associons à une notion d'intensité énergétique des usages, prennent de plus en plus d'importance dans le bilan des consommations des bâtiments. De plus, les bâtiments performants font apparaître des problématiques au niveau de l'exploitation des installations. Ces constats nous permettent d'affirmer qu'il est aujourd'hui important de proposer un cadre pour le suivi et l'optimisation de la sobriété énergétique des usages et l'exploitation performante pour la maîtrise des consommations énergétiques réelles des bâtiments. Cette thèse propose tout d'abord de développer des modèles polynomiaux de prédiction de la consommation énergétique tous usages en fonction des facteurs caractérisant l'intensité d'usage, la qualité d'usage et la qualité d'exploitation. Pour cela, nous utilisons le logiciel EnergyPlus afin de réaliser des simulations énergétiques dynamiques (SED) sur des valeurs de paramètres définis par la méthode des plans d'expérience D-optimaux. Le modèle polynomial créé permet alors d'effectuer, avec un faible temps de calcul, une propagation des incertitudes sur les consommations d'énergie calculées. Pour ce faire, nous utilisons les données mesurées en exploitation dans le cadre de la mesure et de la vérification de la performance énergétique, associées à une incertitude concernant leur valeur. Nous pouvons alors déterminer l'incertitude globale sur les consommations énergétiques et identifier les pistes pour la réduire, permettant ainsi un meilleur suivi et encadrement de la consommation énergétique réelle.

Mots clés : garantie de performance énergétique, sobriété énergétique des usages, qualité de l'exploitation, plans d'expérience, simulation énergétique dynamique, modèles polynomiaux, analyses de sensibilité, incertitudes, M&V

Development of a metamodel for building energy consumption as a function of space use and HVAC systems operations factors for energy performance guarantee

Summary: since building envelope and MEP systems characteristics regularly improve, the weight of non-regulatory energy end-uses increases. These energy end-uses are typically associated with tenants or owners' activities. In addition, high performance buildings show new issues related to HVAC systems operations. Therefore, it is important to evaluate and improve non-regulatory energy end-uses energy as well as HVAC systems operations efficiencies. we have developed polynomial energy models that can predict energy consumption as a function of building's activities characteristics and HVAC systems operations factors. We used EnergyPlus software in order to build reliable energy models along with the D-optimum design of experiments method (DOE). Then, we used measurement and verification (M&V) data, associated with probability functions, to determine the associated uncertainty of the calculated energy consumption. Finally, we combine the latter with the polynomial modeling error to calculate the energy consumption global uncertainty, with the goal to identify strategies to reduce it.

Keywords: energy performance guarantee, building space use energy intensity, HVAC systems operations quality, design of experiments, building energy modeling, polynomial models, sensitivity analysis, uncertainties, M&V

Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE) - UMR CNRS 7356

Pôle Sciences et Technologie

Avenue Michel Crépeau

17042 La Rochelle Cedex 1 - France