



HAL
open science

Analyse de sensibilité du modèle énergétique d'un bâtiment pédagogique constitué de conteneurs maritimes

Mohammad Valizadeh, Quentin Laporte-Chabasse, Kátia Cordeiro Mendonça, Avner Bar-Hen, Avner Bar-Hen, Pierre-Antoine Cormier

► To cite this version:

Mohammad Valizadeh, Quentin Laporte-Chabasse, Kátia Cordeiro Mendonça, Avner Bar-Hen, Avner Bar-Hen, et al.. Analyse de sensibilité du modèle énergétique d'un bâtiment pédagogique constitué de conteneurs maritimes. IBPSA France-La Rochelle Oléron-2024, May 2024, La Rochelle - Ile d'Oléron, France. hal-04635088

HAL Id: hal-04635088

<https://hal.science/hal-04635088v1>

Submitted on 8 Jul 2024

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

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

Analyse de sensibilité du modèle énergétique d'un bâtiment pédagogique constitué de conteneurs maritimes.

Mohammad Valizadeh*¹, Quentin Laporte-Chabasse¹, Kátia Cordeiro Mendonça¹, Avner Bar-Hen², et Pierre-Antoine Cormier¹

¹ CESI, LINEACT, Orléans, France

*mvalizadeh@cesi.fr

² Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris, France

RESUME. Les modèles énergétiques, bien que très utiles pour prédire le comportement physique du bâtiment, comportent des incertitudes (paramètres inconnus, approximations...). Ces incertitudes ont un impact sur la fiabilité des prédictions, qu'il est possible de limiter via la calibration du modèle. Nous présentons dans cet article une modélisation énergétique d'un bâtiment pédagogique construit à partir de conteneurs maritimes recyclés, ainsi que la mise en œuvre de l'analyse de sensibilité, étape préliminaire à la calibration. L'analyse de sensibilité est réalisée grâce à la méthode Sobol. Nous évaluons l'impact de 12 paramètres d'entrée du modèle sur 5 variables de sortie : la consommation électrique par zone surface, les besoins en chauffage et en refroidissement, ainsi que les indices de confort thermique pour deux salles de cours. Il apparaît que les 5 paramètres d'entrée les plus influents sont l'infiltration, le débit de ventilation, la densité de puissance des équipements électriques, la réflectance du terrain et la densité d'occupation, et ce quel que soit la variable de sortie. Parmi, les paramètres d'entrée sélectionnés, ceux liés au toit végétale ne semble avoir aucun impact sur les données de sortie.

MOTS-CLÉS : Modélisation énergétique, Calibration, Analyse de sensibilité

ABSTRACT. Building energy models, although very useful for predicting the physical behavior of buildings and thus, are subject to uncertainties (unknown parameters, approximations, etc.). These uncertainties have an impact on the reliability of the predictions, which can be alleviated through model calibration. In this article, we present an energy model of an educational building constructed from recycled shipping containers, and the implementation of sensitivity analysis as a preliminary step to calibration. The sensitivity analysis is performed using the Sobol method. We evaluate the impact of 12 model input parameters on 5 output variables: electricity consumption per surface area, heating and cooling requirements, and thermal comfort of two classrooms. It appears that the 5 most influential input parameters are infiltration, minimum flow rate of mechanical ventilation, power density of electrical equipment, ground reflectance, and occupancy density, whatever the output variable. Of the selected input parameters, those related to the vegetation roof appear to have no impact on the output data.

KEYWORDS: Building energy model, Calibration, Sensivity Analysis

1. INTRODUCTION

Les modèles énergétiques du bâtiment sont largement utilisés pour la gestion du bâtiment, et notamment pour aider au pilotage des systèmes (chauffage, ventilation, climatisation - CVC). Ils permettent de simuler le comportement physique du bâtiment par la résolution des équations fondamentales de la physique, et ainsi prédire les consommations énergétiques, utiles pour établir des politiques de gestion du bâtiment en accord avec le confort et le bien-être des occupants (Andargie, Touchie, et O'Brien 2019). L'établissement du modèle requiert fréquemment certaines approximations, notamment pour pallier au manque de connaissance du bâtiment étudié ou pour diminuer sa complexité

et ainsi optimiser le temps de calcul (Coakley, Raftery, et Keane 2014). Néanmoins, ces différentes approximations sont des facteurs d'incertitude qui ont un impact sur la fiabilité des données simulées, et donc sur la politique de gestion du bâtiment.

Un moyen de limiter l'impact de ces incertitudes est de calibrer le modèle en ajustant les paramètres d'entrée pour améliorer la correspondance entre les résultats simulés et les mesures réelles du bâtiment. Il existe deux grandes catégories de méthodes de calibration : les méthodes dites manuelles et les méthodes automatiques, qui sont les plus citées dans la littérature (Coakley, Raftery, et Keane 2014). Les méthodes automatiques s'appuient sur des outils mathématiques et statistiques, tels que l'algorithme génétique (Ramos Ruiz et al. 2016) ou l'approche Bayésienne (Chong et Menberg 2018).

Les approches bayésiennes sont de plus en plus utilisées (Chong et Menberg 2018; Calama-González et al. 2021) car elles prennent naturellement en compte les incertitudes à travers des distributions a priori des paramètres du modèle. Ces distributions reflètent l'état de connaissance initial sur les paramètres à calibrer. Elles peuvent être basées sur des données préexistantes, des estimations d'experts ou des valeurs par défaut. Idéalement, il conviendrait de calibrer tous les paramètres inconnus ou incertains, mais cela occasionnerait un temps de calcul trop important (Calama-González et al. 2021). Il est alors nécessaire d'identifier les paramètres les plus influents du modèle, qui devront être calibrés, par l'intermédiaire d'une analyse de sensibilité (AS) (Menberg, Heo, et Choudhary 2016). L'enjeu est de couvrir le domaine de définition des paramètres d'entrée tout en limitant le nombre de configurations du modèle à simuler (du fait du temps de calcul associé à ces simulations). Ce qui nous conduit à adopter une méthode d'AS dite globale. Parmi ces méthodes, la régression est réputée pour être la plus rapide à calculer et facile à mettre en œuvre et convient très bien aux modèles linéaires (Helton et al. 2006). Cependant, lorsque le modèle à analyser devient plus complexe, i.e. un modèle de bâtiment dont le nombre de paramètres d'entrée est important, d'autres approches doivent être considérées. L'approche par criblage (ou *screening*), tel que la méthode Morris est très souvent citée dans la littérature, notamment dans le cadre de la calibration des modèles énergétiques (Tian 2012; Menberg, Heo, et Choudhary 2016). Cette méthode offre un compromis intéressant entre le temps de calcul et la fiabilité des résultats. Néanmoins, elle hiérarchise l'influence des paramètres entre eux, mais ne quantifie pas l'effet de ces derniers sur le modèle. Au contraire, les méthodes basées sur la variance (ANOVA) s'intéressent à l'impact des paramètres d'entrée sur la variance globale du modèle et permettent de prendre en compte les effets principaux et les effets d'interactions entre les paramètres (Mechri, Capozzoli, et Corrado 2010). Les approches, telles que Sobol ou FAST, semblent être les plus performantes en termes d'identification des paramètres influents, comparées aux autres techniques usuelles (Nguyen et Reiter 2015). En effet, il existe de nombreux travaux de recherche relatant l'utilisation de ce type de méthode, notamment Sobol, pour une AS d'un modèle énergétique de bâtiment, en particulier pour identifier l'influence des paramètres de conception sur sa performance énergétique (Mechri, Capozzoli, et Corrado 2010).

Cette contribution porte sur la modélisation énergétique d'un bâtiment pédagogique (NR3) situé sur le campus CESI de Nanterre. Ce travail de modélisation est un préalable au développement de systèmes de gestion du bâtiment dit « intelligents » centrés sur les usagers. L'objectif à terme est d'allier performance énergétique et confort des occupants. Le bâtiment NR3 a la particularité d'être constitué de conteneurs maritimes recyclés (structure modulaire). L'utilisation de conteneur comme structure pour la construction de bâtiment est de plus en plus envisagée, notamment dans une logique d'économie circulaire pour la réduction de l'impact environnemental des secteurs du transport maritime et du

bâtiment (Bertolini et Guardigli 2020). Cette contribution offre un nouveau cas d'étude, nécessaire au développement des méthodes de calibration (bayésienne) (Chong et Menberg 2018). Cet article présente les étapes préliminaires à la calibration du modèle énergétique, à savoir : le développement du modèle numérique et la mise en œuvre de l'AS. Enfin, une discussion sur les résultats de l'AS est présentée.

2. MODELE ENERGETIQUE D'UN BATIMENT MODULAIRE D'ENSEIGNEMENT

Le bâtiment NR3 est constitué de 16 conteneurs maritimes recyclés, empilés sur 2 niveaux, offrant un espace total de 220 m² dédié à l'enseignement, la recherche et l'innovation. Il est composé de 4 salles d'enseignements pouvant accueillir environ 80 étudiants au total, un bureau, un local technique et un local serveur. Il est équipé de plus de 150 capteurs et actionneurs permettant la mesure des paramètres physiques intérieurs (température, humidité, pression, niveau sonore, luminosité, la qualité de l'air, consommation électrique...) et la gestion automatique des différents systèmes, notamment CVC qui est constitué d'une ventilation mécanique double flux et d'une pompe à chaleur air-air alimentant des unités intérieures disposées dans chaque pièce du bâtiment. Le bâtiment possède quelques particularités, à savoir : un toit végétal pour une isolation thermique et acoustique optimale et une façade vitrée orientée plein sud pour maximiser les apports solaires dans chaque salle. Le bâtiment, sa maquette numérique (BIM) et son architecture sont décrits en détail dans (Doukari et al. 2022).

Le modèle énergétique du bâtiment NR3 est réalisé avec EnergyPlus, un logiciel de simulation largement utilisé par la communauté scientifique pour simuler la consommation énergétique dans le bâtiment. Pour créer l'architecture du bâtiment, et ainsi spécifier l'ensemble des données d'entrée, nous utilisons le logiciel DesignBuilder. Il intègre le moteur de simulation EnergyPlus et permet d'importer la maquette numérique de notre bâtiment. Notre modèle comprend environ 200 paramètres d'entrée définissant notamment ses conditions d'utilisation, les types de modèles physiques utilisés, les conditions environnementales et les différentes charges internes. Les conditions d'occupation sont définies par un scénario d'occupation pour un bâtiment pédagogique la norme (« NF EN 16798-1 », s. d.), et par la densité d'occupation (rapport entre surface du bâtiment et capacité d'accueil). Même si nous mesurons l'ensemble des consommations électriques du bâtiment, il est difficile de connaître précisément le nombre et le type d'équipements électriques connectés dans le bâtiment, en temps réel. Nous choisissons donc de représenter ces consommations dans le modèle en accord avec la norme (« NF EN 16798-1 », s. d.). Les températures de consigne de chauffage et de refroidissement correspondent à la politique de gestion en vigueur dans le bâtiment NR3 (19°C du 1er avril au 30 septembre et 26 °C du 1er avril au 30 septembre). EnergyPlus permet de prendre en compte la perméabilité à l'air du bâtiment. Nous choisissons l'approche « Effective Leakage Area » (ASHRAE 2009) où le paramètre « infiltration » varie entre 0,6 et 3,6 cm²/m² selon la norme (« NF EN 12831-1 », s. d.). Les conditions météorologiques correspondent à la combinaison des données mesurées par la station météo situées sur le toit du bâtiment et celles issues de la station publique la plus proche disponible dans la librairie de EnergyPlus (Paris-Orly). Les simulations permettent de prédire de nombreux paramètres physiques dans le bâtiment. Étant donné notre objectif final, i.e. faire coïncider confort des occupants et performances énergétiques, les variables de sortie étudiées sont : la consommation électrique annuelle totale du bâtiment par surface, les besoins annuels en chauffage et en refroidissement (consommation électriques pour maintenir les température de consigne), et un indice de confort thermique « predicted mean vote – PMV » (ASHRAE 2009). Étant donné que le PMV est calculé chaque heure pour chaque zone, nous

calculons une valeur moyenne annuelle pour deux salles de cours, respectivement située au rez-de-chaussée (RDC) et au premier étage. Les valeurs des différentes variables de sortie sont données dans le Tableau 1.

Variable de sortie (annuelle)	Valeur
Consommation totale d'énergie [kWh]	10869,22
Besoins de chauffage [kWh]	1178,30
Besoins de refroidissement [kWh]	1684,91
PMV moyen annuel d'une salle de cours au RDC	-0.57
PMV moyen annuel d'une salle de cours au 1 ^{er} étage	-0.41

Tableau 1- Valeurs des variables de sortie de la simulation du bâtiment étudié

3. ANALYSE DE SENSIBILITE

L'AS a pour objectif d'identifier les paramètres d'entrée ayant un impact majeur sur les 5 variables de sortie de notre modèle (cf. Tableau 1). Pour cette étude, nous choisissons la méthode de Sobol, qui même si elle reste coûteuse en temps de calcul permet de déterminer efficacement les paramètres influents et leurs interactions (Tian 2012; Saltelli et al. 2010). Cette méthode évalue la contribution de chaque paramètre d'entrée dans la variance globale du modèle. L'indice de Sobol retourné par la méthode donne ainsi une mesure de la sensibilité de chaque paramètre du modèle en considérant son influence de premier ordre, mais aussi d'ordres supérieurs, du fait des interactions entre les paramètres. En considérant un modèle de la forme $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_k)$, l'indice de Sobol de premier ordre du i -ième paramètre est donné par :

$$S_i = \frac{\text{Var}[\mathbb{E}[Y|X_i]]}{\text{Var}[Y]}, \quad (1)$$

où $\text{Var}[\mathbb{E}[Y|X_i]]$ est la variance de premier ordre du i -ième paramètre et $\text{Var}[Y]$ est la variance totale du modèle. Pour des interactions d'ordre 2, l'indice de Sobol s'écrit (S_{ij}), et peut se généraliser par ($S_{ijk\dots}$) pour des interactions d'ordre supérieur. L'indice de sensibilité d'ordre total se note (S_{T_i}), il est défini par : $S_{T_i} = S_i + S_{ij} + \dots + S_{ij\dots k}$. La valeur de ces indices est comprise entre 0 et 1, plus la valeur est importante, plus le paramètre associé est influent.

L'AS se compose de trois étapes. La première consiste à échantillonner les configurations du modèle qui seront simulées. Le nombre de configurations générées par la méthode de Sobol est défini par la relation : $2n(p + 1)$, où n est le nombre d'échantillons et p le nombre de paramètres. Le nombre d'échantillons doit être suffisamment grand pour assurer les propriétés de convergence de la méthode. (Saltelli et al. 2010; Gan et al. 2014). La seconde étape consiste à simuler les différentes configurations du modèle énergétique par le logiciel EnergyPlus comme décrit dans la section précédente. La librairie Python Eppy permet d'automatiser cette étape.

Enfin, la dernière étape consiste à calculer les indices de Sobol par équation (1) au regard des données de sortie simulées précédemment. Pour notre étude, nous retiendrons uniquement les indices de premier ordre (S_i) et d'ordre total (S_{T_i}) pour chaque paramètre étudié. Les étapes d'échantillonnage et de calculs des indices de Sobol sont assurées par la librairie Python, SALib (Herman et Usher 2017).

Parmi les nombreux paramètres d'entrée de notre modèle énergétique (≈ 200), nous en sélectionnons 12 répertoriés dans le Tableau 2. X1, X2 et X3 permettent d'évaluer l'impact des approximations faites sur l'architecture du toit végétal dans le modèle. X4 et X5 sont des paramètres caractéristiques de

l'Albédo. La gamme de variation de X_6 correspond aux valeurs d'infiltration mentionnées précédemment rapportée à la surface externe totale du bâtiment. La densité d'occupation n'étant pas mesurée en temps réel, les éventuelles entrées/sorties ou absences des étudiants ne sont pas prise en compte dans le modèle. C'est pour cela que nous intégrons X_7 à l'AS. X_9 est calculé à partir des débits théoriques de reprise et de soufflage du bâtiment rapporté à sa surface totale. Cette valeur moyenne à l'échelle du bâtiment est donc susceptible de varier selon la surface et le type d'espace étudié. X_{10} et X_{11} sont les températures de consigne mentionnées précédemment et couramment intégrer à l'AS dans la littérature (Menberg, Heo, et Choudhary 2016). Le paramètre X_{12} représente la densité d'éclairage artificiel moyenne sur l'ensemble du bâtiment. Elle est calculée pour chaque espace en prenant en compte le nombre et le type de luminaires installés dans chaque espace (Philips PowerBalance), ainsi que leur puissance théorique donnée par le fabricant (25W pour 500 lux)

Paramètres	Variation des paramètres	Distribution	Référence
Couverture du toit par des feuilles [-]	$X_1 \sim \mathcal{U}(0,001, 5)$	Uniform	
Réfectivité des feuilles [-]	$X_2 \sim \mathcal{U}(0,05, 0,5)$	Uniform	Input Output
Émissivité des feuilles [-]	$X_3 \sim \mathcal{U}(0,8, 1)$	Uniform	Reference
Réfectance du terrain [-]	$X_4 \sim \mathcal{U}(0,1, 0,9)$	Uniform	d'EnergyPlus
Réfectance d'ombrage[-]	$X_5 \sim \mathcal{U}(0,1, 0,9)$	Uniform	
Infiltration [cm^2]	$X_6 \sim \mathcal{U}(400, 2500)$	Uniform	NF EN 12831
Densité d'occupation [$\text{m}^2/\text{personne}$]	$X_7 \sim \mathcal{U}(1,8, 2,8)$	Uniform	
Densité de puissance d'équipements [W/m^2]	$X_8 \sim \mathcal{U}(4, 12)$	Uniform	Données de
Minimum d'air neuf [$\text{m}^3/\text{s}/\text{m}^2$]	$X_9 \sim \mathcal{U}(0, 0,0038)$	Uniform	gestion et
Température de consigne de chauffage [$^{\circ}\text{C}$]	$X_{10} \sim \mathcal{N}(19, 0,25)$	Normal	construction du
Température de consigne de refroidissement [$^{\circ}\text{C}$]	$X_{11} \sim \mathcal{N}(26, 0,25)$	Normal	bâtiment NR3
Densité d'éclairage [W/m^2]	$X_{12} \sim \mathcal{U}(3, 5)$	Uniform	

Tableau 2: Paramètres d'entrée incertains et leurs variations dans l'AS

L'AS a été exécutée sur un ordinateur équipé d'un processeur Intel Core i7-12700H et de 32,0 Go de mémoire vive. Toutes les tâches de simulation ont été parallélisées sur les 16 cœurs du processeur. En considérant le nombre d'échantillons $n=1024$ (puissance de 2 la plus proche de 1050) et $p=12$ paramètres, il est nécessaire d'exécuter 26624 simulations, représentant empiriquement 55,4h d'exécution sur une durée totale de 57,3h.

4. RESULTATS ET DISCUSSION

Le Tableau 3 représente les indices S_i et S_T des 12 paramètres en considérant les 5 données de sortie du modèle décrites dans le Tableau 1. Nous notons tout d'abord que les indices d'ordre un et ceux d'ordre total sont quasiment identiques pour tous les paramètres et toutes les données de sortie. Ceci suggère une contribution quasi nulle dans la variance globale du modèle des phénomènes d'interaction entre les paramètres. Le modèle qui génère les données de sortie pourrait alors être substitué par un modèle linéaire, tel que le modèle MLR (*Multiple Linear Regression*) nettement plus efficace en temps de calcul que le traditionnel GPE (*Gaussian Process Emulator*) par exemple.

La Figure 1 illustre les indices d'ordre total présentés dans le Tableau 3. Les résultats montrent que le paramètre le plus influent est l'infiltration. Un bâtiment sera d'autant plus assujéti aux pertes de chaleur qu'il est perméable. Il est donc logique que l'infiltration influence fortement l'ensemble des paramètres lié à la thermique et aux consommations électriques du bâtiment. Notons que les paramètres suivants sont également influents, mais dans une moindre mesure comparée à l'infiltration.

Paramètres	Besoins de chauffage		Besoin de refroidissement		Consommation d'énergie		PMV d'une salle de cours en RDC		PMV d'une salle au 1 ^{er} étage	
	S_i	S_{T_i}	S_i	S_{T_i}	S_i	S_{T_i}	S_i	S_{T_i}	S_i	S_{T_i}
Couverture du toit par des feuilles	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Réflectivité des feuilles	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Émissivité des feuilles	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Réflectance du terrain	0.002	0.002	0.259	0.262	0.016	0.016	0.109	0.109	0.098	0.098
Réflectance d'ombrage	<0.001	<0.001	0.004	0.003	<0.001	<0.001	0.002	0.002	0.004	0.003
Infiltration	0.978	0.978	0.660	0.667	0.413	0.413	0.791	0.796	0.814	0.819
Densité d'occupation	0.006	0.006	0.029	0.032	<0.001	<0.001	0.047	0.047	0.047	0.047
Densité de puissance d'équipements	0.002	0.002	0.015	0.016	0.237	0.236	0.007	0.007	0.008	0.008
Minimum d'air neuf	0.004	0.004	<0.001	0.003	0.299	0.299	0.030	0.032	0.014	0.016
Température de consigne de chauffage	0.005	0.005	<0.001	<0.001	0.001	0.002	0.004	0.005	0.005	0.006
Température de consigne froid	<0.001	<0.001	0.024	0.026	0.003	0.004	0.007	0.008	0.007	0.007
Densité d'éclairage	<0.001	<0.001	0.001	0.001	0.030	0.030	0.001	0.001	0.001	0.001

Tableau 3: Les indices de premier-ordre (S_i) et ordre total (S_{T_i}) correspondant à chaque paramètre d'entrée concernant de chaque variable de sortie

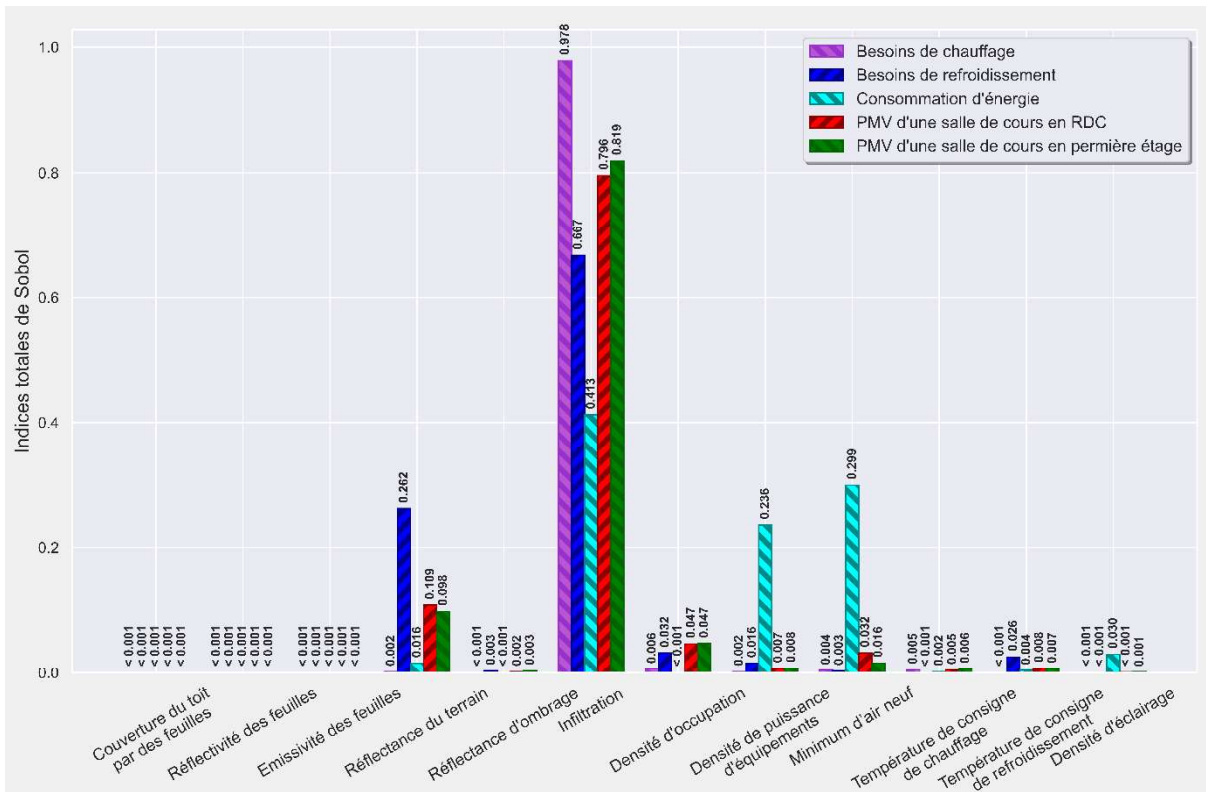


Figure 1: Résultats pour les effets de premier ordre et les effets totaux avec la méthode de Sobol

La consommation d'énergie électrique dans notre bâtiment dépend essentiellement de la VMC et des équipements présents dans le bâtiment et dans une très faible mesure de la densité d'éclairage. Pour l'éclairage, le bâtiment est équipé de 37 luminaires LED alimentés par le réseau informatique (technologie PoE). Leur consommation électrique maximum est de 25W, soit 925W à l'échelle du bâtiment. Cette valeur est très faible comparée à la puissance maximale consommée par la VMC, ≈3kW (données fabricant - VMC double flux VIM). Ce résultat est donc cohérent et est en accord avec ce qui est généralement observé dans la littérature (Amanowicz, Ratajczak, et Dudkiewicz 2023).

Un autre résultat remarquable concerne la réflectance du terrain (i.e. le rayonnement solaire diffusé par le terrain) qui a un impact significatif sur les besoins de refroidissement et le confort thermique des occupants. La contribution thermique due au rayonnement, extérieur ou intérieur, est prise en compte dans le calcul du PMV au travers de la température moyenne rayonnée. Etant donné que nous faisons l'hypothèse dans notre modèle que les volets sont ouverts en permanence, il est logique que réflectivité du terrain soit très influent sur la valeur du PMV et sur les besoins en refroidissement en été lorsque l'ensoleillement est maximal.

En outre, la densité d'occupation du bâtiment a principalement un impact sur le besoin de refroidissement et le confort thermique mesuré par l'indice PMV. Cet effet est d'autant plus remarquable pour la saison chaude, ce qui pourrait s'expliquer par une contribution thermique du rayonnement extérieur maximal en cette saison et un sous-dimensionnement identifiée des appareils de climatisation. À l'inverse, les températures de consigne de chauffage et de refroidissement ont un impact très modeste sur le modèle. Ce résultat est influencé par les lois de probabilité associées à ces paramètres (décrite dans le Tableau 2): une loi normale centrée sur la consigne et de variance 0,25 pour prendre en compte les incertitudes associées au thermocouple.

5. CONCLUSION

Nous proposons un nouveau cas d'étude qui se distingue par l'originalité du bâtiment étudié, exclusivement constitué de conteneurs maritimes. L'instrumentation de ce bâtiment offre également un avantage en terme de quantité de données collectées, qui permettent de fiabiliser la construction d'un modèle énergétique. À partir de ce modèle, nous avons mis en œuvre une méthode d'analyse de sensibilité pour identifier les paramètres influents du modèle qui seront calibrés par la suite. Nous avons sélectionné la méthode Sobol du fait de sa fiabilité et de sa complétude. Cette analyse a mis en lumière cinq paramètres influents : l'infiltration, le débit de la ventilation mécanique, la densité de puissance des équipements électriques, la réflectance du terrain et la densité d'occupation, quelle que soit la donnée de sortie considérée. Même si l'ensemble des résultats obtenus semble cohérent avec la littérature et/ou les données de conception du bâtiment, ils demandent à être approfondi. Le bâtiment constitué de nombreuses parties métalliques comporte des ponts thermiques qui ont sans aucun doute un impact sur les variables de sortie étudiées ici. Il sera donc nécessaire de développer une méthode pour les prendre en compte dans le logiciel EnergyPlus qui ne possède pas de modèle spécifique pour les évaluer. De plus, il sera nécessaire de mener une étude plus poussée de l'impact des gammes de variations sur les résultats de l'analyse de sensibilité. Enfin, il conviendrait d'évaluer les résultats obtenus dans cette étude en les comparant avec ceux obtenus par d'autres méthodes moins coûteuses, comme la méthode Morris ou RBD-FAST qui réduit le nombre d'échantillons avec un grand nombre de paramètre.

6. BIBLIOGRAPHIE

- Amanowicz, Łukasz, Katarzyna Ratajczak, et Edyta Dudkiewicz. 2023. « Recent Advancements in Ventilation Systems Used to Decrease Energy Consumption in Buildings—Literature Review ». *Energies* 16 (4): 1853. <https://doi.org/10.3390/en16041853>.
- Andargie, Maedot S., Marianne Touchie, et William O'Brien. 2019. « A review of factors affecting occupant comfort in multi-unit residential buildings ». *Building and Environment* 160 (août): 106182. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106182>.
- ASHRAE. 2009. « 2009-Ashrae-Handbook.Pdf ». 2009. <https://www.mepengineerings.com/wp-content/uploads/2020/10/2009-ashrae-handbook.pdf>.

- Bertolini, Mattia, et Luca Guardigli. 2020. « Upcycling shipping containers as building components: an environmental impact assessment ». *The International Journal of Life Cycle Assessment* 25 (juin). <https://doi.org/10.1007/s11367-020-01747-3>.
- Calama-González, Carmen María, Phil Symonds, Giorgos Petrou, Rafael Suárez, et Ángel Luis León-Rodríguez. 2021. « Bayesian calibration of building energy models for uncertainty analysis through test cells monitoring ». *Applied Energy* 282 (janvier): 116118. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116118>.
- Chong, Adrian, et Kathrin Menberg. 2018. « Guidelines for the Bayesian calibration of building energy models ». *Energy and Buildings* 174 (juillet). <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.06.028>.
- Coakley, Daniel, Paul Raftery, et Marcus Keane. 2014. « A Review of Methods to Match Building Energy Simulation Models to Measured Data ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 37: 123-41. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.05.007>.
- Doukari, Omar, Boubacar Seck, David Greenwood, Haibo Feng, et Mohamad Kassem. 2022. « Towards an Interoperable Approach for Modelling and Managing Smart Building Data: The Case of the CESI Smart Building Demonstrator ». *Buildings* 12 (3): 362. <https://doi.org/10.3390/buildings12030362>.
- Gan, Yanjun, Qingyun Duan, Wei Gong, Charles Tong, Yunwei Sun, Wei Chu, Aizhong Ye, Chiyuan Miao, et Zhenhua Di. 2014. « A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: A case study with a hydrological model ». *Environmental Modelling & Software* 51 (janvier): 269-85. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.031>.
- Helton, J.C., J.D. Johnson, C.J. Sallaberry, et C.B. Storlie. 2006. « Survey of Sampling-Based Methods for Uncertainty and Sensitivity Analysis ». *Reliability Engineering & System Safety* 91 (10-11): 1175-1209. <https://doi.org/10.1016/j.rss.2005.11.017>.
- Herman, Jon, et Will Usher. 2017. « SALib: An open-source Python library for Sensitivity Analysis ». *The Journal of Open Source Software* 2 (9): 97. <https://doi.org/10.21105/joss.00097>.
- Mechri, Houcem Eddine, Alfonso Capozzoli, et Vincenzo Corrado. 2010. « USE of the ANOVA approach for sensitive building energy design ». *Applied Energy* 87 (10): 3073-83. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.04.001>.
- Menberg, Kathrin, Yeonsook Heo, et Ruchi Choudhary. 2016. « Sensitivity Analysis Methods for Building Energy Models: Comparing Computational Costs and Extractable Information ». *Energy and Buildings* 133 (décembre): 433-45. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.10.005>.
- « NF EN 12831-1 ». s. d. Afnor EDITIONS. Consulté le 21 février 2024. <https://www.boutique.afnor.org/en-gb/standard/nf-en-12831/energy-performance-of-buildings-method-for-calculation-of-the-design-heat-l/fa184817/79485>.
- « NF EN 16798-1 ». s. d. Afnor EDITIONS. Consulté le 21 février 2024. <https://www.boutique.afnor.org/en-gb/standard/nf-en-16798/energy-performance-of-buildings-ventilation-for-buildings-part-1-indoor-env/fa187070/85501>.
- Nguyen, Anh-Tuan, et Sigrid Reiter. 2015. « A Performance Comparison of Sensitivity Analysis Methods for Building Energy Models ». *Building Simulation* 8 (6): 651-64. <https://doi.org/10.1007/s12273-015-0245-4>.
- Ramos Ruiz, Germán, Carlos Fernández Bandera, Tomás Gómez-Acebo Temes, et Ana Sánchez-Ostiz Gutierrez. 2016. « Genetic algorithm for building envelope calibration ». *Applied Energy* 168 (avril): 691-705. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.01.075>.
- Saltelli, Andrea, Paola Annoni, Ivano Azzini, Francesca Campolongo, Marco Ratto, et Stefano Tarantola. 2010. « Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index ». *Computer Physics Communications* 181 (2): 259-70. <https://doi.org/10.1016/j.cpc.2009.09.018>.
- Tian, Wei. 2012. « A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 20 (décembre): 411-19. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.014>.