



HAL
open science

Création de modèles de régression pour prédire les consommations d'énergie des bâtiments à partir de simulations numériques

Tiberiu Catalina, Joseph Virgone, Eric Blanco

► **To cite this version:**

Tiberiu Catalina, Joseph Virgone, Eric Blanco. Création de modèles de régression pour prédire les consommations d'énergie des bâtiments à partir de simulations numériques. CIFQ, May 2009, Lille, France. 6 p. hal-00985331

HAL Id: hal-00985331

<https://hal.science/hal-00985331>

Submitted on 19 Jun 2014

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.

CREATION DE MODELES DE REGRESSION POUR PREDIRE LES CONSOMMATIONS D'ENERGIE DES BATIMENTS A PARTIR DE SIMULATIONS NUMERIQUES

Tiberiu **CATALINA**^{a,*}, Joseph **VIRGONE**^b, Eric **BLANCO**^c

^a CETHIL, INSA-Lyon, Villeurbanne, France

^b Université Lyon 1, DGCB, ENTPE, Vaulx-en-Velin

^c AMPERE, Ecole Centrale Lyon, Ecully

RÉSUMÉ

Le présent travail concerne le développement de modèles polynomiaux de régression permettant de prédire la demande mensuelle de chauffage pour les bâtiments du secteur résidentiel situés dans des climats tempérés. Les modèles ont été obtenus par une analyse de régression multiple basée sur une large base de données de simulations en régime dynamique pour diverses configurations de bâtiments placés dans diverses villes françaises. Parmi les paramètres d'étude qui constituent aussi les entrées des modèles de régression nous avons considéré le coefficient de forme du bâtiment, son inertie thermique exprimée par sa constante de temps, le coefficient moyen de déperdition par transmission, la surface des baies vitrées définie comme le ratio surface vitrée/surface habitable et le coefficient de climat (fonction de la température sol-air qui tient compte de l'irradiation solaire moyenne en plus de la température extérieure). Plus de 270 scénarios de validation ont été analysés et il a été établi que les équations obtenues permettent de prédire les besoins en chauffage, avec un écart maximal entre les modèles et les simulations de 5,1% pour le climat de Nice, avec une erreur moyenne de 2%.

Mots Clés : simulations numériques, modèles de régression, besoins chauffage, validation

NOMENCLATURE

Symboles :

A surface d'un élément, m²
T température, K
C_f coefficient de forme, m³/m²
U coefficient de transmission thermique, W/m²K
R_{sv} ratio surface vitrée/surface habitable

Lettres grecques :

τ constante de temps, h
 ξ coefficient de transmission thermique linéique, W/m²K
 β_i coefficients de régression,-

1. INTRODUCTION

L'énergie dépensée pour chauffer les bâtiments du secteur résidentiel représente, en France, plus de 40% de leur demande totale en énergie, les 60% restant correspondant à l'électricité, l'eau chaude sanitaire et la climatisation [1]. Dans le domaine du chauffage, une importante réduction de la consommation peut être réalisée si le bâtiment est bien conçu par les ingénieurs et les architectes. Pour cela, ils ont besoin d'outils précis et faciles à utiliser afin d'estimer la demande

énergétique et l'optimiser. Différentes méthodes simplifiées existent pour évaluer les besoins en chauffage, comme la méthode des degrés-jours, mais celles-ci ne sont pas exactes et dans la plupart des cas, elles ont tendance de surévaluer les consommations sans tenir compte des aspects importants comme les apports solaires ou l'inertie thermique.

D'autres types d'outils, plus intéressants encore, sont les outils de simulation permettant aussi d'estimer l'impact des alternatives de conception et de mieux comprendre les problèmes de conception à l'égard de la

* auteur correspondant

Adresse électronique : tiberiu.catalina@insa-lyon.fr

performance énergétique. Ces outils logiciels nécessitent cependant une quantité considérable de données détaillées et une durée d'étude longue même pour un utilisateur expérimenté sans compter la nécessité d'équipements informatiques puissants. Faire varier divers paramètres de conception en vue d'analyser leur effet sur les consommations est généralement une tâche lourde.

Le présent travail concerne le développement de modèles polynomiaux de régression permettant de prédire la demande mensuelle de chauffage pour les bâtiments du secteur résidentiel situés dans des climats tempérés. L'utilisation de tels modèles se veut plus accessible et facile à utiliser par les architectes ou les ingénieurs. Des équations simples pour prédire les consommations deviendraient dans ce cas les seuls outils nécessaires dans la première étape de conception, ce qui pourrait aider les architectes et les ingénieurs à trouver rapidement des solutions énergétiques efficaces pour leur projet.

Si les réseaux neuronaux (RN) peuvent donner des représentations précises pour prédire les résultats, avec l'avantage qu'ils sont capables de s'adapter à des changements inattendus des paramètres d'entrée, la régression multiple s'avère aussi une méthode efficace dans notre cas. Différents modèles de prévision ont été proposés par divers chercheurs au cours des dernières années, comprenant les modèles basés sur les séries Fourier [2], les modèles de régression [3] et les réseaux de neurones [4].

2. PROBLEMATIQUE

Nous avons au préalable réalisé un grand nombre de simulations en dynamique avec un pas de temps horaire en utilisant le logiciel TRNSYS [5], avec un jeu de paramètres variable. TRNSYS est un environnement de simulation avec une structure modulaire qui a été conçu pour modéliser les systèmes énergétiques complexes. Le module de bâtiment, connu sous le nom de «Type56», est compatible avec les exigences générales de la directive européenne [6] sur la performance énergétique des bâtiments.

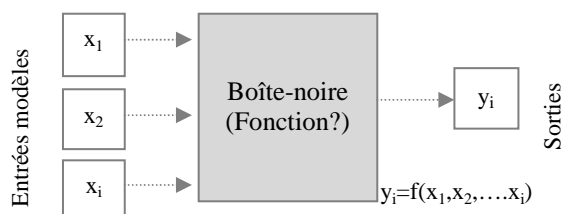


Figure 1 : Principe d'une „ boîte noire,,

Le principe de la méthode de régression consiste à considérer une « boîte noire » avec les sorties connues (besoins mensuels en chauffage obtenus avec nos simulations) et d'identifier le mieux possible les lois à mettre en place à l'intérieur de la boîte noire. La complexité du problème a été de trouver le bon jeu de paramètres d'entrée et ensuite les lois de variation qui donnent des résultats précis (voir Figure 1).

Une connaissance précise de l'effet des différents paramètres et de leur interaction est indispensable pour trouver la fonction optimale.

3. IDENTIFICATION DES ENTREES

L'identification des entrées nécessaires implique, en premier, d'analyser les éléments de conception qui influencent le plus les besoins en chauffage. Les paramètres qui sont décisifs pour l'estimation des besoins de chauffage sont bien connus : surfaces de déperdition, niveau d'isolation, surface vitrée, inertie thermique, climat, Le seul problème était de représenter de la façon la mieux adaptée ces données et nous avons considéré pour cela les entrées suivantes :

- Le coefficient de forme (C_f), qui est défini comme le rapport entre le volume chauffé du bâtiment (V) et la somme de toutes les surfaces qui sont en contact avec l'extérieur, le sol ou avec des espaces non chauffés (ΣA_i).
- Le coefficient moyen de déperdition par l'enveloppe du bâtiment (U_{bat}) défini dans la Réglementation Thermique Française [7].
- La constante de temps du bâtiment (τ) qui définit l'inertie thermique de la structure.
- Le ratio surface vitrée/surface habitable de plancher (R_{sv}).
- Coefficient du climat (C_c) représenté par la différence entre la température de consigne de chauffage et la température sol-air qui tient compte de l'irradiation solaire moyenne en plus de la température extérieure.

En ce qui concerne les sorties des modèles de prédiction, nous avons considéré les besoins mensuels de chauffage pour la saison d'hiver (Octobre - Avril), en prenant en compte les pertes par transmission et ventilation du bâtiment. Les modèles ont été obtenus pour différentes distributions de la surface vitrée sur les façades (Tableau 1) et en ce qui concerne le taux de ventilation celui-ci a été pris égal à 0.7 vol/h, valeur qui est basée sur les normes en vigueur pour l'habitat. Le choix des orientations dans le tableau ci-dessous est motivé par la réglementation thermique française qui propose des cas de référence que nous avons repris. De plus, deux cas de bâtiment de type bioclimatique (cas 3 et 4) ont été testés.

Tableau 1 : Distribution sur les façades de la surface vitrée

Distribution (%)	Nord	Sud	Est	Ouest
Cas1-RT2000	25	25	25	25
Cas2-RT2005	40	20	20	20
Cas3	20	40	20	20
Cas4	20	60	10	10

La morphologie d'une construction est un facteur important qui influence la demande énergétique pour chauffer ou refroidir les espaces occupés. La forme d'un bâtiment a également un rôle important sur les coûts de construction mais dont nous ne ferons pas l'étude ici. Parmi les études sur cette problématique on retrouve Depecker et al. [8] qui donne une relation entre la forme des bâtiments et leur consommation d'énergie.

Ourghi et al. [9] ont mis au point une méthode d'analyse simplifiée, ressemblant à la notre mais ne prenant pas en compte l'inertie thermique, pour prédire l'impact de la morphologie d'un immeuble de bureaux sur son bilan annuel de consommation pour le refroidissement. Ils ont conclu que l'optimisation de la forme d'un bâtiment est un élément essentiel si on veut réduire les coûts de construction ou trouver le minimum de consommation.

Aussi, pour définir la géométrie des bâtiments (chaque bâtiment est unique) nous introduisons comme première entrée le coefficient de forme (aussi appelé longueur caractéristique du bâtiment) que nous avons défini par :

$$C_f = V_b / \sum_{i=1}^n A_i \quad (1)$$

Où V_b est le volume chauffé du bâtiment et $\sum A_i$ est la somme de toutes les surfaces qui sont en contact avec l'extérieur, le sol ou avec des espaces non chauffés. Un bâtiment est plus économe en énergie quand le coefficient de forme prend des valeurs plus élevées (chauffer le même volume mais avec moins de surfaces déperditives). Cette notion a été adoptée, comme certains autres auteurs, parce qu'elle est plus physique (elle représente une longueur), contrairement à d'autres auteurs qui prennent l'inverse. Que ce soit l'un ou l'autre des choix, cela ne change en rien le principe de la méthode que nous avons développé par la suite.

Dans les simulations dynamiques, 6 coefficients de forme ont été pris en compte pour obtenir la base de données. L'intégration de l'inertie thermique lors de la conception d'un bâtiment est une question délicate, les concepteurs étant obligés dans la plupart des cas, d'utiliser des simulations dynamiques afin de mieux voir l'impact de l'inertie sur la consommation énergétique des bâtiments. Comme deuxième entrée et pour

exprimer l'inertie thermique des bâtiments analysés, on a utilisé la constante de temps (τ). Nous avons calculé ce paramètre comme le rapport de l'énergie surfacique accumulée par la structure (celle-ci étant calculée sur la base de la répartition des températures dans les différentes parois et caractéristiques des matériaux) et des déperditions thermiques calculées en régime permanent (par les parois et par ventilation). Ce rapport est homogène à un temps. La constante de temps caractérise l'inertie thermique intérieure de l'espace chauffé et s'avère un paramètre très important dans la conception des bâtiments.

Noren et al. [10] ont simulé avec trois programmes de simulation différents l'inertie thermique d'un bâtiment de référence. Leurs résultats ont montré qu'une réduction de 16-18% de la demande en énergie pour le chauffage pourrait être obtenue lors de l'utilisation d'un bâtiment inerte ($\tau = 325$ h), comparativement à un bâtiment léger ($\tau = 31$ h), les deux étant équipés de grandes fenêtres. Dans notre cas, plus de 2500 simulations pour chaque mois ont été réalisées pour différentes constantes de temps de la construction, allant de $\tau = 10$ h jusqu'à $\tau = 200$ h.

L'enveloppe du bâtiment est un élément crucial, car elle joue un rôle principal dans la consommation d'énergie et sur la qualité de l'environnement intérieur. L'isolation de l'enveloppe est d'ailleurs la solution à envisager en premier pour obtenir une bonne efficacité énergétique. La réglementation thermique française RT2005 [7] définit le coefficient U_{bat} de l'enveloppe du bâtiment qui se définit comme la moyenne de la perte de chaleur par transmission thermique à travers l'enveloppe du bâtiment y compris les ponts thermiques. Le U_{bat} est calculé comme suit :

$$U_{bat} = \left(\sum_{i=1}^n (U_i A_i) + \sum_{k=1}^n \zeta_k l_k \right) / \sum_{i=1}^n A_i \quad (2)$$

où U_i est le coefficient de transmission surfacique de l'élément i (W/m^2K), A_i la surface correspondante (m^2), ζ_k est le coefficient de transmission thermique linéique (W/mK) du pont thermique de la liaison k et l_k le linéaire du pont thermique de la liaison k (m). U_{bat} constitue le troisième paramètre pour les futurs modèles, avec 3 cas d'étude (isolation forte, moyenne, faible).

Le vitrage est un élément important de construction pour les architectes et les ingénieurs compte tenu de ses effets sur l'éclairage naturel et son potentiel sur la réduction de la demande d'énergie pour le chauffage en hiver. Persson et al. [11], ont montré que l'utilisation de fenêtres très performantes du point de vue thermique serait meilleure que d'avoir des murs isolés mais sans fenêtre. En effet, la fenêtre peut capter et utiliser l'énergie solaire pour chauffer les maisons pendant les périodes où le soleil brille et la température extérieure est inférieure à la température intérieure. Les dimensions des fenêtres les plus appropriées dépendent

de l'orientation du bâtiment et de sa masse thermique. La RT2005 propose une valeur de référence de 16,5% (R_{sv} - pourcentage de la surface vitrée par rapport à la surface habitable), mais cette valeur peut aller jusqu'à 22%, mais des valeurs plus élevées augmenteraient les risques de surchauffe pendant la période estivale. Pour notre étude 3 cas de R_{sv} ont été pris en compte (12%, 16%, 22%).

Le dernier paramètre utilisé dans les modèles est le coefficient de climat (C_c), que nous allons définir comme la différence de température entre la température de chauffage et une version modifiée de la température sol-air. L'effet combiné du rayonnement solaire et de la température de l'air extérieur sur l'enveloppe du bâtiment est indiqué par une température fictive appelée température sol-air [12].

Nous avons adapté cette température en prenant en compte les moyennes mensuelles de la température d'air et du rayonnement solaire. Le coefficient d'absorption solaire a été pris de 0.6 (valeur moyenne qui a été adoptée aussi dans les simulations) et un coefficient de d'échange extérieur de 23W/m²K considérant une vitesse de vent moyenne. La température de consigne pour le chauffage a été considérée de 19°C pour toutes les simulations, valeur qui représente le mieux le régime de chauffage des maisons en France. Nous avons analysé 16 données climatiques (fichiers de TRNSYS) différentes réparties sur la France (voir Figure 2). Ce nombre plus important de cas étudiés s'explique par l'impact important du climat sur les besoins.

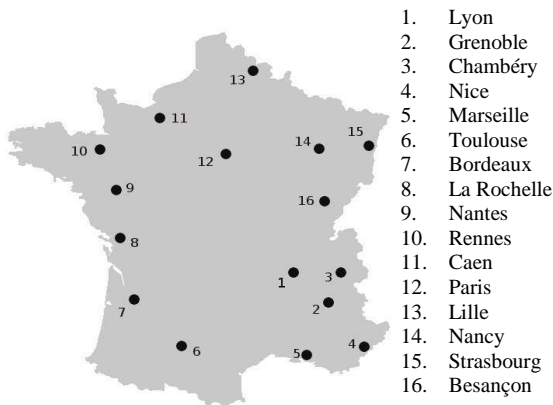


Figure 2 : Données climatiques étudiées

Les entrées des modèles ont une certaine corrélation les unes avec les autres : par exemple, le facteur de forme de la construction qui est fonction du volume chauffé et de la somme des surfaces déperditives est lié à la constante de temps du bâtiment (fonction des surfaces et des propriétés thermiques des matériaux). Les différentes relations entre les paramètres sont présentées sur la Figure 3. Nous avons croisé les paramètres d'entrée et pour les sorties on a considéré les besoins mensuels de chauffage exprimés en

kWh/m³/mois et constitué ainsi une base de données avec les 18 144 simulations réalisées.

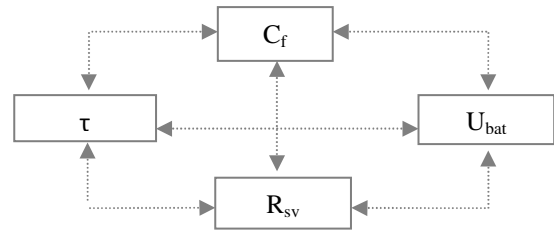


Figure 3 : Interdépendance des paramètres

4. DEVELOPPEMENT DES MODELES

Pour développer les modèles de prédiction la technique d'analyse de régression a été utilisée ; les modèles de régression [13] sont utilisés pour nous aider à prédire la valeur d'une variable de réaction ou de mesure (dans notre cas, la demande d'énergie de chauffage) en fonction d'une ou de plusieurs variables (également connues sous le nom de variables explicatives ou entrées) dont les valeurs peuvent être prédéterminée (pour nous les 5 paramètres définis précédemment).

Ainsi, l'objectif final est de prédire l'unique variable dépendante (la consommation) par un ensemble de variables influentes (coefficient de forme, constante de temps, etc.). Il est essentiel pour cela de créer une base de données en faisant de nombreuses études paramétriques et de créer ensuite une équation simple en utilisant l'analyse de régression. Après avoir obtenu la base de données à partir des simulations nous avons utilisé la méthode des moindres carrés qui est une procédure mathématique permettant de trouver la meilleure courbe d'ajustement à un ensemble donné de points en minimisant la somme des carrés des résidus (différence entre une valeur observée et la valeur obtenue par le modèle). Le défi majeur à ce niveau était de trouver le bon type de fonction ; on est parti premièrement sur une comparaison entre une fonction linéaire et une non-linéaire (fonction de second-ordre). L'équation 3 illustre une fonction linéaire simple tandis que l'équation 4 introduit les interconnexions entre les paramètres :

$$y_i = \beta_0 + \sum_{i=1}^5 \beta_i x_i \quad (3)$$

$$y_i = \beta_0 + \sum_{i=1}^5 \beta_i X_i + \sum_{i=1}^5 \sum_{j=i+1}^5 \beta_{ij} X_i X_j + \sum_{i=1}^5 \beta_{ii} X_i^2 \quad (4)$$

Le caractère non-linéaire de la deuxième fonction tient à l'introduction des couples de paramètres qui en fait représentent la réalité du problème physique car les paramètres sont liés entre eux. En termes de corrélation entre les valeurs obtenues par les modèles et les valeurs

Tableau 2 : Coefficients de régression et les résidus max./min. des modèles

	Jan.	Fev.	Mar.	Apr.	Oct.	Nov.	Dec.
β_0	7,5486	7,7590	8,9255	7,0905	4,8287	6,2524	6,7542
β_1	-19,192	-17,507	-17,339	-13,371	-9,9470	-13,698	-17,381
β_2	15,833	13,555	12,599	9,4508	7,5547	11,328	14,643
β_3	0,0012	-0,0004	-0,0032	-0,0056	-0,0059	-0,0008	0,0011
β_4	-9,7038	-7,9127	-8,8483	-6,7259	-4,9006	-7,6738	-8,7594
β_5	0,4821	0,3563	0,2196	0,2824	0,3944	0,3122	0,4736
β_6	-11,769	-10,438	-9,9743	-7,5472	-5,9739	-8,5972	-11,000
β_7	0,0016	0,0001	-0,0002	-0,0005	-0,0001	-0,0002	-0,0001
β_8	1,4799	2,2641	3,7681	4,8223	3,8965	1,5017	1,0340
β_9	-0,1601	-0,1409	-0,1738	-0,1776	-0,2513	-0,1635	-0,1586
β_{10}	-0,0074	-0,0009	0,0002	0,0009	-0,0024	-0,0031	-0,0016
β_{11}	-0,0840	-1,3568	-3,0771	-3,8296	-2,5247	-0,2799	0,1842
β_{12}	0,2531	0,2377	0,2682	0,2584	0,3006	0,2581	0,2648
β_{13}	0,0040	0,0001	-0,0058	-0,0128	-0,0114	-0,0019	0,0010
β_{14}	-0,0001	0,0001	0,0002	0,0003	0,0004	0,0001	0,0000
β_{15}	0,6366	0,4966	0,5849	0,2621	0,1558	0,6143	0,6469
β_{16}	10,867	9,7461	9,4919	7,1358	5,5376	7,8245	9,9586
β_{17}	-0,0979	0,3227	0,8394	1,0355	0,5707	0,0742	-0,1559
β_{18}	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001
β_{19}	-8,8571	-10,182	-12,378	-9,8677	-5,4110	-8,1557	-8,1190
β_{20}	-0,0043	-0,0018	0,0075	0,0053	0,0060	0,0020	-0,0044
R^2	0,9961	0,9962	0,9959	0,9952	0,9949	0,9961	0,9964
Résidu max.	0,735	0,602	0,6213	0,531	0,595	0,630	0,646
Résidu min.	-0,801	-0,700	-0,691	-0,669	-0,502	-0,596	-0,658

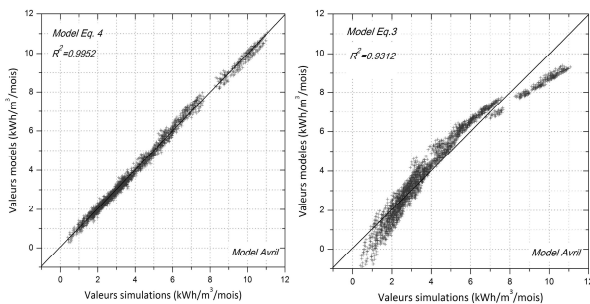


Figure 4 : Corrélation entre les résultats des modèles et les simulations (à gauche le modèle d'ordre 2 par rapport au modèle linéaire à droite)

des simulations on observe une nette amélioration si on utilisera pour la suite le modèle polynomial d'ordre 2 qui prend en compte l'effet de couplage des paramètres (voir Figure 4).

Dans le tableau 2 on retrouve les coefficients de régression obtenus pour les modèles polynomiaux d'ordre 2 (relation 4) et les résidus max. et min. qui montrent de bons résultats avec une répartition d'erreurs absolues qui se trouve dans la plage (-5% à + 5%) (Figure 5).

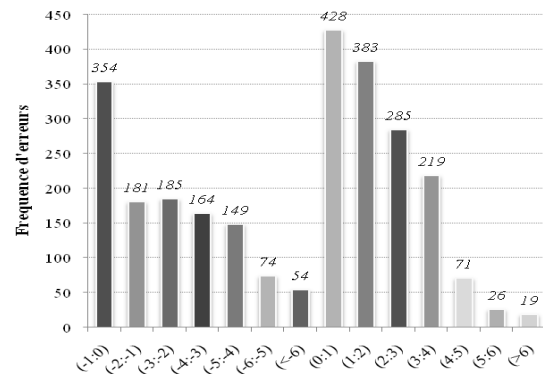


Figure 5 : Fréquences d'erreurs du modèle (mois de janvier)

5. VALIDATION

La validation est peut-être l'étape la plus importante lorsqu'on réalise un modèle. L'analyse de cas qui sont éloignés de la base de données créée nous a fourni une bonne indication sur la précision du modèle.

La validation des modèles a été obtenue par une analyse de 270 cas différents sur la forme (trois formes de construction données dans la Figure 6), et pour chacun de ces cas, cinq scénarios où on a fait varier la

constante de temps, les U_{bat} et les données météorologiques. Pour la forme A on a considéré un U_{bat} de $0.62W/m^2K$, une $R_{sv}=18\%$ et une inertie thermique faible ($\tau=9.5h$). Pour la forme B le U_{bat} a été fixé à $1.35W/m^2K$ (bâtiment mal isolé) mais avec une meilleure inertie ($\tau=107h$). En ce qui concerne la forme C, pour celle-ci le U_{bat} était de $0.35W/m^2K$ et la constante de temps de 157h.

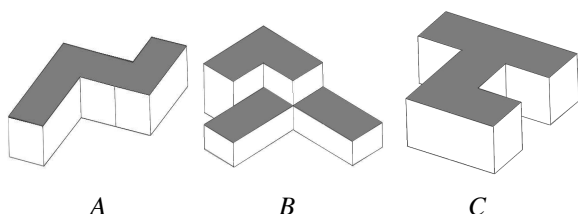


Figure 6 : Cas de validation des modèles

Dans le Tableau 3 on présente une comparaison pour trois zones climatiques (Rouen, ville différente de celles utilisées dans la création de la base de données) en terme de besoins de chauffage pour la saison Octobre-Avril. Les erreurs se retrouvent dans une limite maximale de 2.5%, ce qui prouve la bonne précision des modèles.

Tableau 3 : Résultats des validations

Besoins chauffage (kWh)	Modèle	Simulation	Erreur (%)
<i>Forme A</i>			
Paris	18 549	18 859	1,6
Strasbourg	20 630	20 846	1,03
Rouen	19 730	19 587	0,72
<i>Forme B</i>			
Paris	48 192	47 664	1,1
Strasbourg	52 972	52 079	1,7
Rouen	50 323	49 510	1,6
<i>Forme C</i>			
Paris	19 450	19 694	1,23
Strasbourg	22 660	22 374	1,27
Rouen	21 069	20 599	2,3

Pour traiter des cas plus complexes, où le bâtiment est en contact avec un espace non-chauffé (garage, comble, sous-sol), on pourra utiliser le coefficient b (défini dans la RT2005 [7]) qui est un coefficient de réduction de la température et qui prend des valeurs entre 0 (espace extérieur) et 1 (espace chauffé). Ce coefficient peut intervenir dans le pourcentage de la surface de déperdition en contact avec cet espace, surfaces qui seront plus tard prises en compte dans le coefficient de forme et le U_{bat} .

6. CONCLUSIONS

En s'appuyant sur une grande base de données des valeurs obtenues à partir de simulations, nous avons trouvé des modèles d'estimation des besoins mensuels de chauffage. Il a été constaté que cinq entrées sont nécessaires et qu'en utilisant des fonctions polynomiales il est possible de prédire avec une erreur maximale de 5%, les besoins de chauffage. La validation a été un pas important et les modèles se sont avérés très fiables avec peu d'écart entre les résultats des simulations TRNSYS et les résultats des modèles de régression. De plus, nous avons observé que même pour des cas plus complexes où le bâtiment est accolé à un garage, ou en contact avec un sous-sol il est toujours possible de prédire les consommations en prenant en considération le coefficient b. Les modèles obtenus pourront être utilisés par les architectes ou ingénieurs dans les phases de début d'un projet avec l'avantage de précision et surtout de facilité et rapidité.

RÉFÉRENCES

- [1] ADEME, Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie in France
- [2] DHAR A., REDDY T.A., CLARIDGE D.E., Modelling hourly energy use in commercial buildings with Fourier series functional form, ASME, *Journal of Solar Energy Engineering* 120 (3) (1998) 217–223.
- [3] SULLIVAN D.M. et al., Development of a simple model to relate heating and cooling energy to building envelope thermal characteristics, in: *Proceedings of the Building Simulation '93 Conference*, Adelaide, Australia, (August 16–18, 1993), pp. 223–230.
- [4] KREIDER J.F., WANG X.A., Improved artificial neural networks for commercial building energy use prediction, *Solar Engineering* (1992) 361–366.
- [5] KLEIN S.A., et al., TRNSYS-Reference Manual, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin-Madison, Madison, WI (USA), 2000.
- [6] Directive 2002/91/EC of the European parliament and of the council of December 16, 2002 on the energy performance of buildings.
- [7] CSTB, Reglementation Thermique 2005, 2005.
- [8] DEPECKER P., MENEZO C., VIRGONE J., LEPERS S., Design of building shape and energetic consumption, *Building and Environment* 36 (2001) 627–635.
- [9] OURGHI R., AL-ANZI A., KRARTI M., A simplified analysis method to predict the impact of shape on annual energy use for office buildings, *Energy Conversion and Management* 48 (2007) 300–305.
- [10] NOREN A., AKANDER J., ISFALT E., SODERSTROM O., The Effect of Thermal Inertia on Energy Requirement in a Swedish Building - Results Obtained with Three Calculation Models, *International Journal of Low Energy and Sustainable Buildings*, Vol. 1.
- [11] PERSSON M.L., ROOSA A., WALL M. (2006), Influence of window size on the energy balance of low energy houses, *Energy and Buildings*, Volume 38, Issue 3, Pages 181-188.
- [12] ANTONOPOLOUS K. A., KORANAKI E. P. (2000), Effect of indoor mass on the time constant and thermal delay of buildings, *International Journal of Energy Research*, Vol.24, Issue 5, pages 391-402.
- [13] BERK Richard A. Berk, Regression Analysis: A Constructive Critique Edition: illustrated Published by SAGE, 2004 ISBN 0761929045, 9780761929048, 259 pages