# Modélisation thermique du bâtiment et responsabilisation des usagers

# Didier JUGE-HUBERT\*<sup>1</sup>, Lala RAJAOARISOA<sup>1</sup>, Stéphane LECOEUCHE<sup>1</sup>

<sup>1</sup> IA, Mines Douai, France 941 Rue Charles Bourseul, 59500 Douai, France \*didier.juge-hubert@mines-douai.fr

RESUME. Cet article s'inscrit dans le cadre du projet S.I.G.E.D. qui a pour but la réduction de la consommation énergétique d'un bâtiment. Ce projet porte plus particulièrement sur la mise en place d'un système intelligent dont la finalité consiste à éduquer et à responsabiliser l'utilisateur. L'originalité de la démarche porte sur la nature de l'intervention du système qui n'agit pas directement sur les systèmes de régulation et de climatisation du bâtiment, mais sur l'utilisateur. Le système proposé s'appuie ainsi sur l'invitation aux bons comportements à adopter pour réduire la consommation d'énergie, à partir de l'estimation de la température y compris dans des zones non instrumentées et via une interface graphique délivrant des conseils adaptés en fonction de la situation et des conditions météorologiques. Les résultats en termes d'analyse des facteurs influant sur la consommation d'énergie dans un but de l'optimisation maximale, de la précision de la prédiction de la température, de la gestion des paramètres du système permettant le conseil aux utilisateurs ainsi que le processus de sensibilisation de chaque utilisateur à respecter les conseils sont présentés dans cet article. Un système fonctionnel, implémenté et ergonomique, tel qu'il a été mis en œuvre au sein d'un bâtiment abritant les bureaux de la Communauté d'Agglomérations du Douaisis (CAD), illustrera l'efficacité de la méthodologie adoptée.

MOTS-CLÉS: Modélisation bâtiment, Usagers, Consommation Energie.

ABSTRACT. This article is part of the project S.I.G.E.D. which aims to reduce the building energy consumption. This project focuses specifically on the development of an intelligent system whose purpose is to educate and attract the user about energy reduction. The originality of the study is closed to the nature of the intervention system that does not act directly on the control systems and air conditioning of the building, but on the user. The proposed system relies on the invitation to the good behavior to reduce energy consumption, from the estimate of the temperature even in non-instrumented zones and via a graphical interface providing advices adapted to the situation and weather conditions. The results in terms of analysis of factors affecting the energy consumption for the purpose of maximum optimization, the accuracy of the prediction of temperature management system settings for the board to users and the sensitization process each user to adhere to the advice presented in this article. A functional system, implemented and ergonomic, as it was implemented in a building housing the offices of the Community Areas of Douai (CAD), illustrated the effectiveness of the methodology adopted.

KEYWORDS: Building modelling, users, energy consumption.

# 1. Introduction

Aujourd'hui dans le monde et plus particulièrement en Europe, le secteur de bâtiment consomme plus du tiers de l'énergie globale. En effet, le secteur bâtiment résidentiel et tertiaire est considéré avec le transport, comme étant les plus grands gisements d'économies d'énergie. Ainsi, l'amélioration de la performance énergétique est une priorité caractérisée par la directive européenne (Directive 2012/27/UE 2012), qui vise à améliorer la gestion des ressources et à minimiser la consommation de l'énergie finale (Pérez-Lombard et al. 2008). Cependant, pour une gestion optimale de l'énergie, il faudrait que le système tienne compte notamment des caractéristiques du bâti, de la température extérieure, des présences et des besoins des occupants (Missaoui Badreddine, 2012).

Ces dernières années, des travaux considérables ont été réalisés pour améliorer la performance énergétique résidentielle. Trois leviers d'action ont été envisagés pour cela. Le premier levier étant les mesures d'efficacité énergétique passives. Ces mesures consistent à faire des études poussées sur l'enveloppe du bâtiment et construire des bâtiments dits « basse consommation » en renforçant leur performance technique et thermique (Markus et Morris 1980), (Royon et al. 2008). Le second levier consiste en l'utilisation des solutions d'efficacité énergétique actives, via l'utilisation de systèmes intelligents basés sur l'exploitation et l'optimisation des flux énergétiques. La méthode la plus utilisée a été jusqu'à lors la régulation de la température par un contrôleur superviseur du chauffage auxiliaire. Une technique qui ne nécessite pas de modèle du système étudié (Zhu 1998), (Tashtoush et al. 2005). Ainsi, le Chauffage, la Ventilation et la Climatisation (CVC) sont contrôlés en utilisant des contrôleurs basés sur des règles floues (Gwerder et al. 2010) propres à l'application, mais par conséquent limités dans le temps. Une autre méthode est l'utilisation d'un modèle prédictif pour le contrôle (MPC) qui s'implémente avec les principes des techniques de contrôle classique (Ma et al. 2012), (Freire et al. 2008). Cette approche a permis de montrer les sensibilités relatives des différentes variables explicatives sur la consommation d'énergie résidentielle (Siroky et al. 2011), mais reste une démarche générique pour tout type d'habitation. Le dernier levier, que l'on retrouve dans la littérature, consiste à étudier l'influence du comportement des usagers (Mahdavi and Pröglhöf 2009), (Schweiker et al. 2009) et sensibiliser ses derniers à adopter un comportement dit « écoresponsable » pour diminuer rapidement la consommation d'énergie (Hutton et al. 1981), (Rijal et al. 2007). En effet, il a été vérifié dans (Pescheira et al. 2010) au travers des expérimentations que des liens directs existent entre les occupants et la réduction de la consommation d'énergie. Motivés par les résultats obtenus dans cet article, nous abordons ici la mise en place d'un système intelligent dont la finalité consiste à éduquer et à responsabiliser l'utilisateur au regard de son empreinte énergétique.

L'originalité de la démarche proposée porte sur le niveau de l'intervention du système qui n'agit pas directement sur les systèmes automatisés de régulation et de climatisation. Il s'agit ici de développer un système éducatif permettant de responsabiliser l'utilisateur en l'invitant à adopter de bons comportements pour réduire la consommation d'énergie du bâtiment.

Pour ce faire, nous présenterons dans le paragraphe 2, le principe et la méthodologie de modélisation du système que nous utilisons. Les résultats en termes de modélisation permettant d'estimer la consommation d'énergie seront présentés au paragraphe 3. Un système fonctionnel et ergonomique, tel qu'il a été mis en œuvre au sein d'un bâtiment de la Communauté d'Agglomérations du Douaisis (CAD), illustrera l'efficacité de la méthodologie adoptée au paragraphe 4. La retombée économique du système et une conclusion seront données au paragraphe 5.

## 2. Principe et methodologie

Notre but est de réduire la consommation énergétique d'un bâtiment. Ne pouvant agir directement sur les commandes de chauffage, l'action à réaliser pour économiser de l'énergie passe obligatoirement par l'utilisateur final. Pour cette raison, une interface simple et ergonomique a été conçue afin de dispenser des conseils personnalisés et de donner un moyen de mesurer les économies réalisées aux occupants du bâtiment. Pour mettre en place cela, il a été choisi d'écrire une interface de type WEB qui est accessible via intranet. Pour mettre en œuvre un tel système éducatif au sein d'un bâtiment de la Communauté d'Agglomérations du Douaisis (CAD), la méthodologie proposée a été organisée en 4 étapes :

- Modélisation du bâtiment en tenant compte de divers paramètres (modélisation du bâtiment par logiciel de simulation thermique, calcul de gains énergétiques).
- Réalisation d'un modèle de prédiction par réseau de neurones doté de capacités génériques et adaptable aux changements de caractéristiques et afin de le décliner sur tout type de bâtiment.
- Conception de l'interface web et définition des divers conseils aux utilisateurs selon les différentes mesures obtenues par modélisation et prédiction.
  - Implémentation du système au sein du bâtiment de la CAD et retour d'expérience des usagers.

Pour être efficace, ce système nécessite de connaître la consommation énergétique par pièce et ainsi conseiller personnellement chaque occupant. Ne pouvant instrumenter chaque système de chauffage pour des raisons techniques et financières, il a été décidé d'obtenir la puissance consommée par un autre moyen. La première idée a été de mesurer la température dans les pièces pour en déduire par un calcul thermique la puissance consommée. Mais là aussi, il serait nécessaire d'équiper l'ensemble des pièces d'un bâtiment en capteurs de température. La deuxième approche a été d'estimer les données de température et de puissance consommée à partir d'un modèle. Afin de simplifier les calculs et de limiter les coûts de licence, un modèle de type neuronal a été implémenté. Pour réaliser l'apprentissage du modèle neuronal, un modèle thermique multizone du bâtiment a été conçu et plusieurs plages de fonctionnement réalistes ont été simulées. Les données de simulation vont ainsi permettre de construire la base d'apprentissage du modèle prédictif. En fois appris, le réseau de neurones peut fournir les températures et les puissances estimées pour toutes les pièces du bâtiment. Ensuite, le site web intranet récupère ces données qui alimentent des règles de décision permettant de choisir et de paramétrer les conseils diffusés à l'utilisateur.

Le détail de cette méthodologie est détaillé dans les paragraphes suivants, dans une logique partant de l'extraction de la connaissance du bâtiment jusqu'à la mise en œuvre de la solution logicielle.

## 2.1. MODELISATION THERMIQUE DU BATIMENT

Comme présenté précédemment, la première étape de la démarche consiste à réaliser un modèle numérique du bâtiment afin d'extraire, par simulation thermique, plusieurs recueils de données de température et de puissance de chauffage qui seront utilisées pour alimenter l'apprentissage du réseau de neurones. Le bâtiment qui a servi à l'expérimentation est un bâtiment tertiaire de la CAD. Ce dernier, âgé d'une quinzaine d'années, est de conception usuelle et occupé tout au long de l'année.

Pour réaliser le modèle thermique, le bâtiment a été décomposé en plusieurs zones. Une zone thermique est définie de telle sorte qu'elle peut regrouper plusieurs pièces, ce qui signifie que la température y sera considérée comme identique dans chacune d'entre elles. Chaque zone est délimitée par un certain nombre de parois, elles-mêmes divisées en mailles, avec comme hypothèse que la température est homogène dans chaque zone thermique. Par ailleurs, un ensemble de sondes a été positionné dans le bâtiment (cf figure 1). Aux sondes de référence trouvées, il est ajouté une sonde supplémentaire qui permet de connaître la température extérieure.

Avant de procéder aux simulations, un modèle thermique est créé pour chaque zone thermique. Un système de plusieurs équations est alors mis en place, fonction des différentes constantes de temps, dépendant quant à elles du type de matériau utilisé. Les équations sont ensuite couplées, ce qui conduit à la création d'un modèle global du bâtiment. Dans le cas d'un mur séparant deux zones thermiques différentes, la température d'une zone constitue alors une sortie pour cette zone et une entrée pour la



Figure 1 : Zones thermiques et position des sondes de référence pour le 1<sup>er</sup> étage.

zone adjacente. L'étude sur la répartition des zones a permis de déterminer les zones communes assurant la jonction avec toutes celles du bâtiment. Ces zones communes sont considérées comme « zones de référence » et la température de celles-ci sera mesurée réellement par des sondes de température. La position de ces sondes a été définie à l'aide du barycentre de la zone considérée.

La simulation réalisée prend en compte les déperditions globales du bâtiment, les apports solaires, l'inertie du bâtiment, et s'appuie sur plusieurs hypothèses : l'occupation, les équipements, etc. Le modèle numérique a été implanté via le logiciel Pleiades+Comfie. En imposant une valeur de température dans les différentes pièces et connaissant la température extérieure, il nous est possible d'obtenir, avec ce modèle, la puissance thermique par pièces.

La suite de l'implémentation a été la validation du modèle thermique. Après une campagne de mesures des températures et des hygrométries dans les différentes pièces du bâtiment, la comparaison des résultats de simulation et des relevés effectués par les sondes de température réelle nous a permis de déterminer que l'erreur relative de notre modèle n'excédait pas 10 %.(voir figure 2).

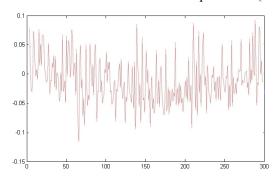


Figure 2 : Erreur relative (°C) entre la simulation et les températures sur 1 mois (300 mesures)

Pour avoir des données réalistes, les températures des pièces ont été choisies dans la plage des relevés faits dans le bâtiment soit une variation de 10 à 30 °C et la température extérieure a été reprise des relevés de Douai. Plusieurs scénarios ont été simulés et 32000 échantillons ont été extraits.

#### 2.2. PREDICTION DU COMPORTEMENT THERMIOUE PAR RESEAUX DE NEURONES

A partir des résultats de la simulation thermique, la démarche proposée consiste à extraire un modèle générique capable de prédire rapidement les comportements thermiques de chacun des bureaux, notamment pour les zones non instrumentées. L'idée est d'utiliser une fonction d'approximation qui estime par zone ou bureau, avec un coût calculatoire limité, l'ensemble des températures ainsi que les puissances consommées nécessaires par zone. Dans une première approche,

cette fonction d'approximation a été réalisée en utilisant une architecture neuronale de type feedforward. Il s'agit d'un approximateur universel facile à exploiter et très efficace pour prototyper rapidement une solution de modélisation basée sur les données. En effet, la complexité du modèle thermique laisse envisager la nécessité d'employer des techniques d'estimation paramétrique pour des modèles non linéaires dont les paramètres peuvent varier. Afin de déterminer si une telle étude impliquant des structures de modèles plus spécifiques et plus complexes est nécessaire, dans une première approche, l'évaluation du prédicteur neuronal doit permettre de décider si cette structure d'approximation est suffisante dans le cadre de la méthodologie développée.

#### 2.2.1. Modèle utilisé, résultats et évaluation

La structure de modèle employé est définie avec 15 entrées qui représentent, les valeurs des 15 sondes de température (14 sondes internes et 1 sonde extérieure) et avec 202 sorties correspondant aux estimations de la température et de la puissance consommée des 101 zones non instrumentées. Les données d'entrée correspondent ainsi à des mesures réelles. Pour l'apprentissage du réseau, les sorties désirées sont les températures et les puissances estimées par le modèle de simulation thermique décrit en 2.1. Les principaux paramètres du modèle ont été définis comme suit : architecture totalement connectée entre chaque couche ; apprentissage de type descente de gradient ; 1 couche cachée ; fonction d'activation de type sigmoïde ; fonction de sortie de type identité ; pas d'apprentissage des poids fixé à 0,01; momentum fixé à 0,9. La base d'apprentissage est composée de 70 % des échantillons correspondants aux différents scénarios de température et de consommation énergétique simulés en 2.2. La base de test est quant à elle composée de 30 % des échantillons restants.

Afin de déterminer quelle est l'architecture la plus performante, plusieurs procédures d'apprentissage ont été effectuées en faisant varier le nombre de neurones cachés. Pour un modèle à une couche cachée, l'erreur de sortie et les coefficients de détermination pour chaque base ont été évalués avec différents nombres de neurones cachés (cf. Tableau 1). Le meilleur compromis parcimonie-performance est établi pour un nombre de 95. Cette analyse a été approfondie en évaluant l'influence de plusieurs couches, mais les résultats n'ont pas montré de meilleures performances. Par exemple, pour deux couches cachées, la meilleure configuration (respectivement, 105 et 35 neurones cachés) donne une erreur presque doublée et un coefficient de détermination en retrait de 15%.

Nbre de neurones cachés	15	35	55	75	95	115	135	155	175	195	215	235
Erreur de prédiction	0,12	0,09	0,06	0,07	0,06	0,05	0,08	0,07	0,07	0,07	0,07	0,08
R_test	0,82	0,89	0,89	0,89	0,91	0,91	0,90	0,89	0,90	0,88	0,89	0,87
R_verif	0,80	0,87	0,90	0,90	0,91	0,91	0,88	0,89	0,90	0,90	0,89	0,88

Tableau 1 : Erreur de prédiction et coefficients de détermination (base de test et de validation) en fonction du nombre de neurones.

L'évaluation du modèle a permis de conclure que les performances du réseau de neurones à 1 couche cachée permettent d'approximer les températures et les puissances consommées pour les zones non instrumentées. La finalité étant de concevoir une interface homme-machine pour laquelle la température sera affichée sous la forme d'une plage de valeurs, la précision obtenue par le modèle réseau de neurones s'avère largement suffisante. Par ailleurs, afin de mieux valider ce modèle, une campagne d'expérimentation prévue en été 2014 et en hiver 2015 permettra d'évaluer le comportement du modèle dans des conditions réelles aux limites de l'apprentissage réalisé.

## 3. IMPLEMENTATION ET RESULTATS

Ce paragraphe aborde la mise en place du système intelligent permettant de responsabiliser l'utilisateur au regard de son empreinte énergétique, via une interface graphique fonctionnelle. L'implémentation du système repose sur 4 parties bien distinctes illustrées sur la Figure 3. La première étant l'unité de traitement constituée de la base de données et du calculateur exécutant le modèle neuronal identifié au paragraphe 2.2. La deuxième partie consiste en la lecture des sondes de température intérieure et extérieure. La troisième partie porte sur l'interface web où les informations pertinentes à la consommation et les conseils sont diffusées. Puis, la dernière partie, mais pas la moindre, est le maillon humain qui est le garant de l'efficacité de la solution proposée.

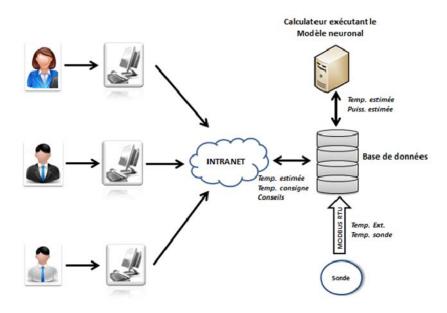


Figure 3 : Architecture générale du système intelligent.

L'implémentation technique du système a été réalisée sur une machine UNIX (serveur APACHE, base MySQL) au sein de la CAD. Cette machine permet le déploiement du modèle neuronal présenté dans le paragraphe 2.2, le modèle a été réalisé en C++ pour qu'on puisse l'exécuter en temps réel. La contrainte temporelle n'étant pas importante, l'ensemble des résultats est stocké dans une base de données de type SQL. Cette base est structurée en plusieurs tables : données d'entrée, données de sortie, réseau de neurones (structure, paramètres), archivage.

Pour que l'interface homme-machine soit le plus efficace possible, les informations qui y sont diffusées doivent être simples et facilement compréhensibles par l'utilisateur. Dans cette optique nous avons intégré dans le site WEB les points suivants : le plan complet du bâtiment (cf. Figure 4a), une page web par bureau ou salle de réunion (cf. Figure 4b) pour l'affichage des températures selon un indicateur couleur et des conseils personnalisés, un plug-in permettant de connaître la « météo du jour », ainsi que l'information concernant la température estimée dans le bureau et la température extérieure, une page dispensant les conseils personnalisés en donnant un moyen de mesurer les économies réalisées par le groupe des utilisateurs. De plus, pour rendre le système évolutif, une page spécifique pour l'administrateur du web a été conçue pour facilement ajouter ou supprimer un conseil générique fourni sur la page d'accueil.



Figure 4 : Site intranet. (a) Page d'accueil (b) Evolution de la température.

Les conseils affichés sont de deux types : génériques sur la page d'accueil (cf. Tableau 2) et personnalisés pour une pièce en particulier (cf. Tableau 3). Dans ce dernier cas, les conseils sont affichés selon les paramètres suivants : la température extérieure  $(T_{ext})$ , la température de consigne  $(T_{cons})$ , la température estimée  $(T_i)$  et la puissance de chauffage estimée  $(P_i)$  pour la pièce considérée.

$N^{ullet}$	Conseils
1	Le saviez-vous ? Chauffer une pièce de 6°C à 20°C après une absence demande moins d'énergie que de maintenir cette pièce à 15°C pendant 5 jours!
2	Un courant d'air ? Vérifiez que vos fenêtres sont bien fermées !
3	N'oubliez pas de visiter la section "infos" du site pour plus de détails!

Condition 1	Condition 2	Condition 3	Conseils personnalisés
$T_{\rm ext} \le T_{\rm cons}$	$T_i < T_{cons}$	$P_i > 100$	Il fait T <sub>i</sub> °C dans votre bureau. Votre bureau est frais. Si vous voulez avoir plus chaud, assurer vous que la fenêtre est bien fermée et mettre votre thermostat du chauffage sur P <sub>i</sub> / 300.
$T_{\rm ext} < T_{\rm cons}$	$T_i > T_{cons}$	P <sub>i</sub> < 100	Il fait T <sub>i</sub> °C dans votre bureau. Il fait chaud dans votre bureau. Cela n'entraîne pas de consommation supplémentaire. Si vous avez trop chaud, ouvrer légèrement votre fenêtre, mais penser à la refermer avant de partir.
$T_{\rm ext} < T_{ m cons}$	$T_i > T_{cons}$	P <sub>i</sub> > 100	Il fait T <sub>i</sub> °C dans votre bureau. Il fait chaud dans votre bureau, vous pourriez baisser votre thermostat d'une graduation afin d'économiser l'énergie.
•••			

Tableau 2 : Extrait de la table des conseils génériques.

Tableau 3 : Extrait de la table des conseils personnalisés.

Les résultats en termes de consommation d'énergie sont estimés par comparaison entre la consommation globale du bâtiment connue à partir de son bilan énergétique et la somme des consommations estimées en sortie du réseau de neurones. La différence qui représente le gain énergétique réalisé est estimée en intégrant une pondération entre les indices météo de la saison avec ceux de la saison de référence. En termes d'efficacité énergétique, ce système vise une économie d'énergie supérieure à 10%. Le système n'étant mis en place que depuis le 1<sup>er</sup> trimestre 2014, cet objectif sera réellement évalué une fois les nouveaux bilans énergétiques connus.

# 4. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cet article porte sur la réduction de la consommation énergétique d'un bâtiment selon une démarche originale qui consiste à agir non pas sur les systèmes de régulation, mais sur les occupants. Le système proposé s'appuie ainsi sur l'invitation aux bons comportements à adopter pour réduire la consommation d'énergie, à partir de l'estimation de la température y compris dans des zones non instrumentées et via une interface graphique délivrant des conseils adaptés. Ce système fonctionnel a été mis en œuvre au sein d'un bâtiment abritant les bureaux de la CAD. Les bénéfices obtenus sont à deux niveaux. L'adhésion à un tel outil a permis en premier lieu d'éduquer et de sensibiliser les

occupants à leurs consommations énergétiques et aux moyens de les réduire. Egalement, cet outil a permis d'obtenir une traçabilité des puissances et des températures pour chaque pièce du bâtiment. A partir de ces données, il est maintenant possible d'effectuer un bilan mensuel afin de contrôler les excès énergétiques pour certains locaux. Cette approche a été fortement documentée afin de la généraliser sur d'autres bâtiments. Ainsi, la CAD envisage d'étendre ce système à l'hôtel des entreprises à Douai dans le but de réduire de 10 à 20 % ses charges de chauffage.

## 5. BIBLIOGRAPHIE

Directive 2012/27/UE, Directive relative à l'efficacité énergétique, modifiant les directives 2009/125/CE et 2010/30/UE, J.O. de l'Union européenne, 14/11/2012.

- R. Freire, G. Oliveira, N. Mendes. Predictive controllers for thermal comfort optimization and energy savings. *Energy and Buildings*. Vol. 40, N° 7, 2008, 1353-1365.
- M. Gwerder, D. Gyalistras, F. oldewortel, B. Lehmann, K. Wirth, V. Stauch, J. Tödtli. *Potential assessment f rule-based control for integrated room automation*. 10<sup>th</sup> REHVA WC Clima. 2010, 9-12.
- R.B. Hutton, D.L. McNeill, The Value of Incentives in Stimulating Energy Conservation. *Journal of Consumer Research*. 1981;8(3):291-298
- Y. Ma, A. Kelman, A. Daly, F. Borrelli. Predictive control for energy efficient buildings with thermal storage: modeling stimulation and experiments. *Control systems IEEE*. Vol. 32, N°1, 2012, 44-64
- A. Mahdavi and C. Pröglhöf, User behavior and energy performance in buildings. in Internationalen energiewirtschaftstagung van der tu wien iewt 2009.
- T. Markus, E.N. Morris, Buildings, climate and energy, Pitman Publishing Limited, London, 1980.
- R. Missaoui Badreddine, (2012), Gestion Énergétique optimisée pour un bâtiment intelligent multisources multi-charges : différents principes de validations. Thèse de doctorat, Université de Grenoble.
- S. Nabinger, A. Persily, Impacts of airtightening retrofits on ventilation rates and energy consumption in a manufactured home. *Energy and Buildings* 43(11), 2011, 3059-3067.
- L. Pérez-Lombard, J. Ortiz, C. Pout. A review on buildings energy consumption information. *Energy and Buildings*. Vol. 40, N°3, 2008, 394-398
- G. Pescheira, J.E. Taylor, J.A. Siegel, Response-relapse patterns of building occupant electricity consumption following exposure to personal, contextualized and occupant peer network utilization data. *Energy and Buildings*. 2010; 42(8):1329-36
- H.B. Rijal, P. Tuohy, M.A. Humphreys, J.F. Nicol, A. Samuel, J. Clarke, Using results from field surveys to predict the effect of open windows on thermal comfort and energy use in buildings. *Energy and Buildings*, 39, 2007, p. 823-836.
- L. Royon, D. Jacquier, P. Mercier, "Flow investigation of phase change material (PCM) slurry as a heat transfer fluid in a closed loop system", int. j. energy research, 33, 4, 333-341, 2008.
- M. Schweiker, M. Shukuya, Comparison of theoretical and statistical models of air-conditioning-unit usage behavior in a residential setting under Japanese climatic conditions. *Building and Environment*. 2009; 44(10):2137-49
- J. Siroky, F. Oldewurtel, J. Cigler, S. Privara. Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient buildings heating sysem. *Applied energy*. Vol. 88, N°9, 2011, 3079-3087
- B. Tashtoush, M. Molhim, M. Al-Rousan. Dynamic model of an HVAC system for control analysis. *Energy*, Vol. 30, N°10, 2005, 1729-1745
- Y. Zhu. Multivariable process identification for MPC: the asymptotic method and its applications. *Journal of Process Control.* Vol. 8, N°2, 1998, 101-115.