HAL open science

Choix de structures de modèles pertinentes pour l'identification des systèmes de gestion d'énergique

Audrey Le Mounier, Benoît Delinchant, Stéphane Ploix

To cite this version:

Audrey Le Mounier, Benoît Delinchant, Stéphane Ploix. Choix de structures de modèles pertinentes pour l'identification des systèmes de gestion d'énergique. IBPSA 2014, May 2014, Arras, France. hal-01005977

HAL Id: hal-01005977

https://hal.science/hal-01005977v1

Submitted on 20 Apr 2020

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.

Choix de structures de modèles pertinentes pour l'identification des systèmes de gestion d'énergie

Audrey Le Mounier*[1,2], Benoît Delinchant[1], Stéphane Ploix[2]

[1] G2Elab
11, rue des Mathématiques, BP 46, 38402 St Martin d'Hères Cedex
[2] G-SCOP
46, avenue Félix Viallet - 38031 Grenoble Cedex 1 - France
***audrey.le-mounier@g2elab.grenoble-inp.fr**

RESUME. Les problèmes énergétiques sont parmi les plus grands enjeux du 21ème siècle. La filière bâtiment représente une part importante dans la consommation énergétique totale. Ainsi, les chercheurs développent des systèmes de gestion énergétique afin d'améliorer les performances et de réduire la consommation d'un bâtiment. Cependant, toutes ces nouvelles applications nécessitent des modèles d'enveloppe d'ordre réduit. Beaucoup de modèles sont proposés dans la littérature, mais dépendent de l'application et de l'échelle temporelle. Par conséquent, améliorer la pertinence d'un modèle d'ordre réduit pour une application précise est un point clé. Ce papier propose une approche permettant de déterminer les structures pertinentes pour les systèmes de gestion énergétique ayant un pas de temps horaire et un horizon de 24h.

MOTS-CLÉS : modèle réduit, estimation paramétrique, bâtiment

ABSTRACT. The energy issue is one of the major challenges of the 21st century. Building related energy consumption accounts for a large part of the total energy bill. Researchers are therefore developing performance monitoring, diagnosis and energy management systems to improve building consumption. Nevertheless, all these upcoming applications require reduced order models of the building envelope. Many models are proposed in literature but models are related to a specific goal with a specific time scale. Consequently, assessing the relevance of a reduced order model for a specific goal is key issue. This paper proposes an approach to determine relevant structures to fit self-learning energy management system requirements with one hour time step and 24h as time horizon.

KEYWORDS : reduced order models, parameter estimation, building

1. INTRODUCTION

Actuellement, les méthodes d'estimation d'énergie pour le bâtiment sont basées sur la simulation, des valeurs standard sont introduites dans un modèle. Suivant les simulateurs, la variance de l'erreur de prédiction est approximativement comprise entre 50% et 200% (Turner, 2008). La réduction d'un modèle est utile dans le sens où elle réduit le nombre de paramètres incertains, permettant ainsi de réduire l'incertitude globale. Cela améliore la robustesse de la calibration. En effet, plus un modèle a de paramètres, plus il sera difficile de les identifier. La qualité d'un procédé d'estimation paramétrique dépend grandement du jeu de données mais également de la structure du modèle utilisée. Ce papier propose une méthodologie pour concevoir une structure de modèle convenable dans le cadre d'un apprentissage de préférences pour un système de gestion énergétique.

Il s'agit de trouver l'optimum d'incertitude entre un modèle trop simple et un modèle trop complexe qui nécessite trop de paramètres incertains, comme nous pouvons le voir sur la figure ci-dessous (J. Hensen, 2011).

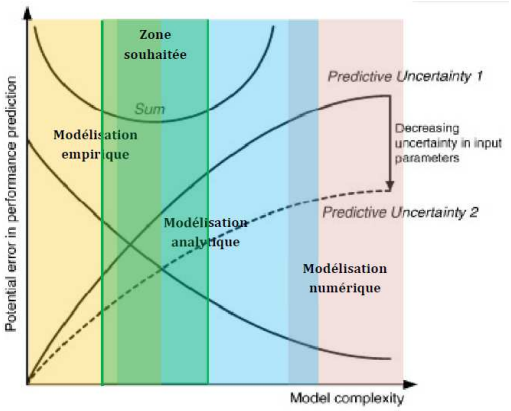

Figure 1 - Performance en prédiction vs. Complexité du modèle

On trouve dans la littérature scientifique beaucoup de modèles permettant la représentation du comportement thermique d'un bâtiment. Une analogie de la thermique par les circuits électrique a été largement utilisée (G.G.J. Achterbosch, 1985 ; Hudson and Underwood, 1999 ; N. Mendes, 2001 ; G. Fraisse, 2002, M.M. Gouda, 2002 ; S. Wang, 2006).

Ce sont sur les salle PREDIS/Smart Building (H-A. Dang, 2013) située à l'ENSE3, à Grenoble, qu'a porté cette étude. Un modèle à cinq résistances et une capacité a été retenue pour prendre en compte la conception du bâtiment et les sollicitations pour un pas de temps horaire à horizon 24h. Ce modèle inclut une VMC double flux modélisée par une résistance variable fonction des coefficients de convection et de la vitesse du moteur des ventilateurs qui définissent le débit.

Après une analyse de sensibilité, les paramètres seront classés par sensibilité par rapport à la variable de sortie du modèle. Ceci permettra de fixer les paramètres les moins sensibles à une valeur nominale (Saltelli, 2008) et d'observer la qualité d'identification du nouveau modèle obtenu.

2. CONTEXTE : CAS D'ETUDE

PREDIS/SM est composé d'un bureau et d'une salle. C'est sur la salle de classe que portera cette étude. Elle est entourée de différents espaces (bureaux, couloir, shed).

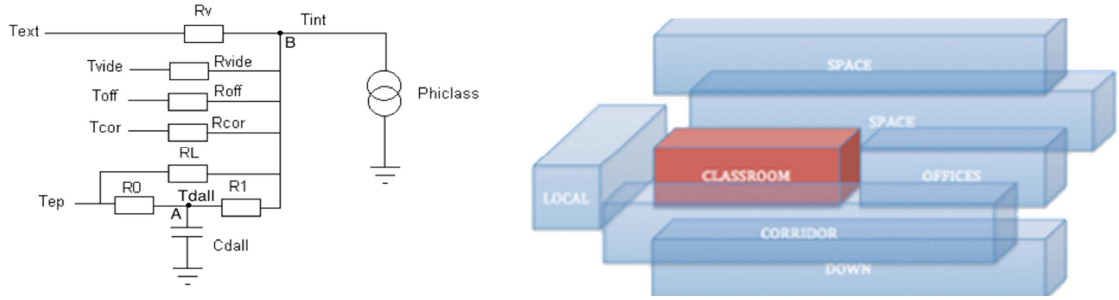

Figure 2 – (a) Schéma électrique équivalent – (b) Représentation 3D du bâtiment

Les équations qui découlent de ce schéma, calculées aux nœuds A et B sont les suivantes :

$$\frac{dT_{dall}}{dt} = \frac{1}{C_{dall}} \cdot \left(\frac{T_{int}}{R_1} + \frac{T_{ep}}{R_0} - T_{dall} \cdot \left(\frac{1}{R_0} + \frac{1}{R_1} \right) \right)$$

$$T_{int} = R.\left(\frac{T_{ext}}{R_v} + \frac{T_{vide}}{R_{vide}} + \frac{T_{off}}{R_{off}} + \frac{T_{ep}}{R_L} + \frac{T_{dall}}{R_1} + \Phi_{classe}\right) \quad (1)$$

avec $R = \frac{1}{\frac{1}{R_v} + \frac{1}{R_{vide}} + \frac{1}{R_{off}} + \frac{1}{R_{cor}} + \frac{1}{R_L} + \frac{1}{R_1}}$

Composé d'une épaisse dalle de béton, l'inertie thermique est majoritairement due au plancher car ce matériau est plus dense que les murs qui sont en plaques de plâtres avec de l'isolant. Ainsi, la capacité thermique équivalente est reliée à la température du rez-de-chaussée.

Un jeu de donnée de 37 jours datant d'octobre/novembre 2012 est utilisé pour l'étude. Les températures, obtenues par mesures et les flux, obtenus par calculs, sont les entrées du modèle. Les paramètres à identifier sont les résistances et capacité thermiques ainsi que les coefficients liées à la VMC double flux et aux flux thermiques.

Le fait que les données obtenues par capteur ne soient pas toujours très fiables (valeurs manquantes ou incorrectes) doit être pris en compte dans le procédé d'estimation paramétrique. De plus, du fait de la pauvreté spectrale des signaux, il est d'autant plus difficile d'identifier les paramètres à cause des problèmes d'identifiabilité liés aux données.

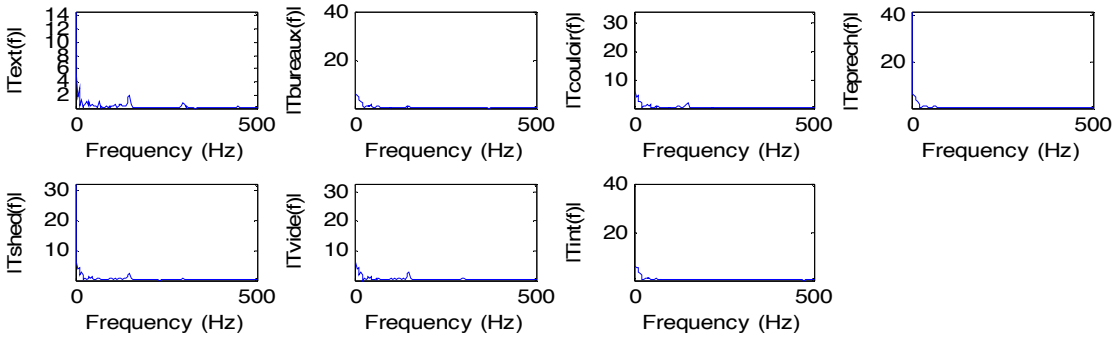

Figure 3 - Spectre des températures d'entrées du modèle

Les valeurs initiales des paramètres ont été calculées par la connaissance de l'architecture des pièces (épaisseur, conductivité thermique et capacité massique des matériaux). Les incertitudes et le vieillissement du bâtiment sont pris en compte en introduisant des bornes d'incertitude qui délimitent l'espace de recherche des paramètres. Hors de ces bornes, la valeur identifiée n'aurait plus de sens physique.

3. METHODOLOGIE

Afin d'améliorer les résultats, des paramètres sont fixés pour faciliter la convergence de l'algorithme. Le procédé ci-dessous a été suivi.

Etape 1 – Analyse de sensibilité

Cette étude permet de déterminer quels sont les paramètres qui ont un impact sur la variable de sortie et de les trier par indice de sensibilité.

Etape 2 – Réduction du nombre de paramètres à estimer

Les paramètres les moins sensibles sont fixés à leur valeur de calcul initiale. Le modèle est identifié avec les paramètres restant. Des critères de qualité sont calculés afin de comparer les modèles.

Etape 3 – Analyse et validation

Les critères calculés à l'étape précédente permettent de trouver le meilleur compromis de modèle en fonction de l'application souhaitée.

4. ETAPE 1 – ANALYSE DE SENSIBILITE

Les influences des variations paramétriques sont observées sur la variable de sortie. Ceci permettra de vérifier l'identifiabilité du modèle, puisqu'il s'agit de prouver que la variation de la variable de sortie par rapport à chaque paramètre est non nulle (Raue, 2010). La définition de l'identifiabilité est la suivante :

$$\forall i, \forall U, Y, \theta_i, \theta_i', \qquad \theta_i \neq \theta_i' \;\Rightarrow\; f_i(\theta_i, U) \neq f_i(\theta_i', U)$$

Soit, en remplaçant θ_i' par $\theta_i+\zeta_i$ (une infime variation), alors en réalisant le développement limité de la fonction f_i, prouver l'identifiabilité revient à prouver que la variation de f_i par rapport à qi n'est pas nulle, ce qui est le cas pour chacun des paramètres d'après l'étude de sensibilité.

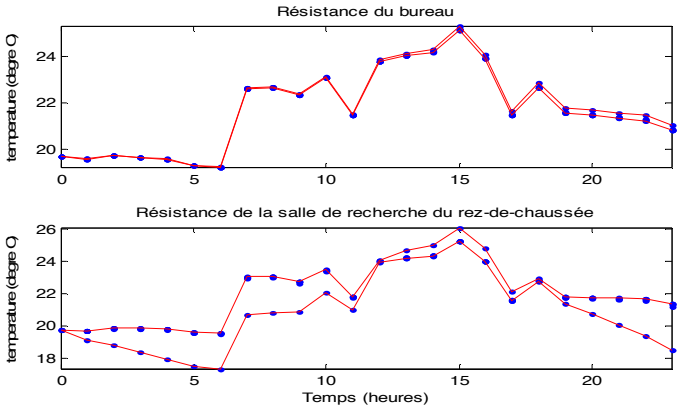

Figure 4 – Intervalle sur la variable de sortie à une variation paramétrique pour deux paramètres

Les paramètres sont alors triés par indice de sensibilité (écart moyen entre minimum et maximum de l'enveloppe obtenue) :

R_L	R_{off}	$fsolar_{South}$	C	$Fsolar_{West}$	$fsolar_{East}$	R_{cor}	R_0	Tw_0	eff	R_{vide}	R_1
0.52	0.59	1.08	1.08	1.10	1.10	1.80	1.91	2.43	3.27	4.00	4.99

Tableau 1 - classement des paramètres par sensibilité (du moins sensible au plus sensible)

Avec R_0, R_1 et R_L les résistances du sol ;

R_{off}, R_{cor} et R_{vide} les résistances des pièces adjacentes à la salle de classe ;

$fsolar_{South}$, $fsolar_{East}$, $fsolar_{West}$ les coefficients du flux solaire ;

C la capacité thermique du sol ;

T_{w0} la température initiale de la classe ;

eff l'efficacité de l'échangeur rotatif de la VMC double flux.

5. ETAPE 2 – REDUCTION DU NOMBRE DE PARAMETRES A ESTIMER

5.1. ALGORITHME

Afin d'améliorer les résultats, l'algorithme est réalisé pour un nombre donné d'optimisations, avec un jeu de paramètres initiaux tiré aléatoirement dans l'espace de recherche à chaque optimisation. Afin de parcourir l'ensemble de l'espace de recherche, le nombre d'optimisations est fonction du nombre de paramètres à identifier. Afin de ne pas réaliser un nombre de tirage trop grand, le nombre d'optimisations sera égal au nombre de paramètres à identifier au carré divisé par deux.

L'optimisation est réalisée avec Matlab à l'aide de la fonction *fmincon* qui utilise l'algorithme active-set et est contraint dans l'espace de recherche des valeurs possibles de paramètres.

Pour tout k,

$$X_{k+1} = A(\theta).X_k + B(\theta).u_k$$
$$Y_k = C(\theta).X_k + D(\theta).u_k \quad (2)$$

Avec,

u la matrice des sollicitations (températures et flux)

θ le vecteur des paramètres

X la température de la dalle de béton

Y la température de la salle de classe

L'algorithme cherche à minimiser l'écart entre la température intérieure obtenue par simulation et la température intérieure obtenue par mesures en ajustant le vecteur des paramètres θ :

$$\min_\theta \sum_{k=1}^{n} \frac{|T_{simulation}^{k}(\theta) - T_{mesures}|}{n} \quad (3)$$

5.2. LES CRITERES DE QUALITE

Pour chaque modèle, n_{optim} valeurs d'erreur sont obtenues. Ces valeurs sont classées par ordre ascendant. La dispersion de ce vecteur est étudiée. La valeur minimum du vecteur représente la meilleure estimation est doit être relativement basse (en dessous d'un seuil jugé comme acceptable). La dispersion du vecteur est également observée. En effet, s'il est dispersé, cela signifie que l'algorithme ne converge pas vers le même point pour chaque optimisation. Ceci traduit la difficulté de l'algorithme à identifier les paramètres.

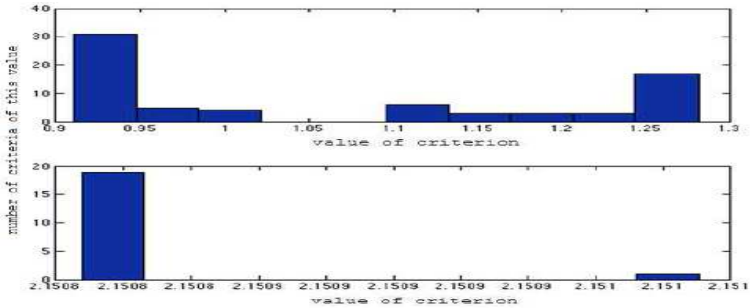

Figure 5 - Deux exemples de dispersion de l'erreur d'estimation

Sur les courbes de la figure 5, on voit que la première a une meilleure erreur minimum d'estimation (égale à 0,9) mais est beaucoup plus dispersée que la seconde. Il s'agit de choisir le meilleur compris au vue de l'application recherchée.

La qualité de l'identification paramétrique est également observée. En effet, n_{optim} valeurs de paramètres identifiées sont obtenues pour chaque modèle. Ceci nous permet d'observer si les valeurs estimées sont reproductibles, auquel cas l'algorithme identifie correctement ce paramètre. De plus, le fait que les valeurs des paramètres arrivent en butée de l'espace de recherche est également une information pertinente à prendre en compte. Cela signifie qu'il n'y a plus de sens physique et que l'algorithme identifie mal ce paramètre. Voici ci-dessous la dispersion paramétrique observée pour le premier modèle avec les douze paramètres.

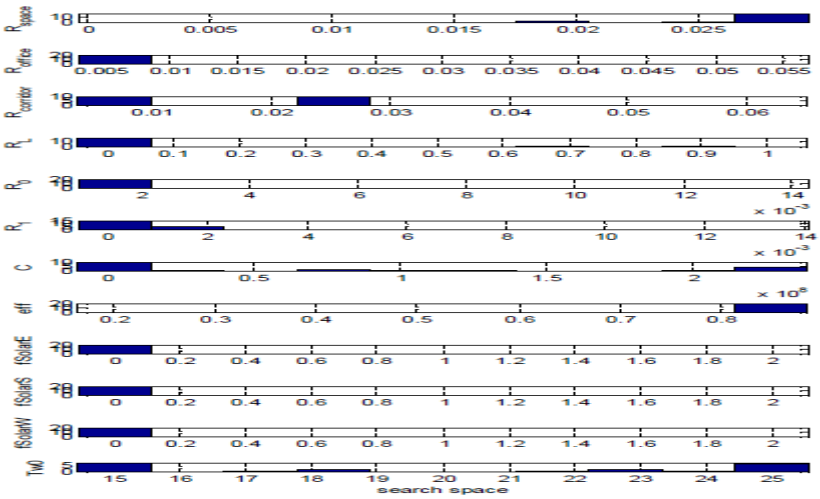

Figure 6 - Dispersion paramétrique de tous les paramètres

Le dernier critère de qualité concerne les résultats de validation. L'algorithme est testé avec les valeurs des paramètres identifiés et un autre jeu de donnée.

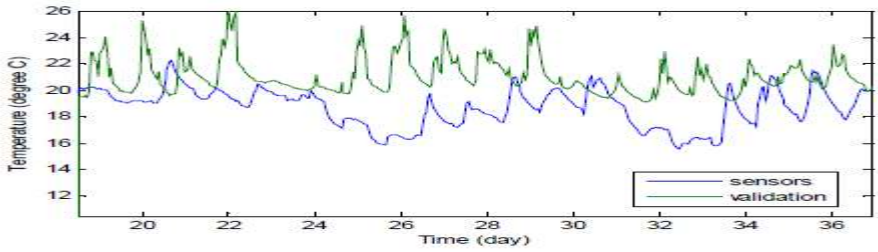

Figure 7 - Validation du modèle

L'erreur de validation est calculée en minimisant l'écart moyen en valeur absolue entre mesure et simulation (sans identification).

6. EXPERIMENTATIONS ET RESULTATS

Onze modèles ont été testés. Pour chaque modèle, un nouveau paramètre est fixé. Dans la figure suivante, l'évolution du vecteur des erreurs d'estimation est observée au fur et à mesure du procédé de réduction.

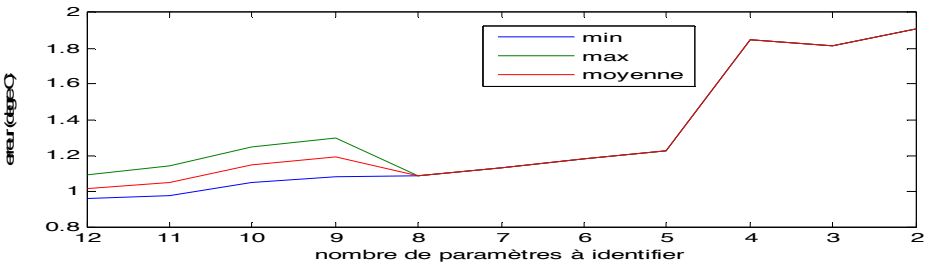

Figure 8 - Évolution du vecteur de l'erreur d'estimation

On peut observer l'évolution de la dispersion du vecteur. Plus l'écart entre la courbe du haut et la courbe du bas est grand, plus la dispersion du modèle est importante. Ainsi, on remarque que le modèle comportant 8 paramètres à identifier (par rapport aux 12 de départ) offre un compromis intéressant par rapport à sa valeur d'erreur et à sa dispersion. Voyons si le reste des résultats nous permet d'arriver aux mêmes conclusions. Reprenons le tableau de la sensibilité paramétrique et ajoutons lui des indices de dispersion :

R_L	R_{off}	$fsolar_{South}$	C	$Fsolar_{West}$	$fsolar_{East}$	R_{cor}	R_0	Tw_0	eff	R_{vide}	R_1
*			**					**		*	

Tableau 2 - Indice de dispersion et sensibilité

Légende : ** = très dispersé, * = dispersé

Le seul paramètre dispersé « gênant » est le paramètre R_{vide}, puisqu'il fait partie des paramètres les plus sensibles qui ne seront probablement pas fixés pendant la phase de réduction. Observons l'évolution de son écart type :

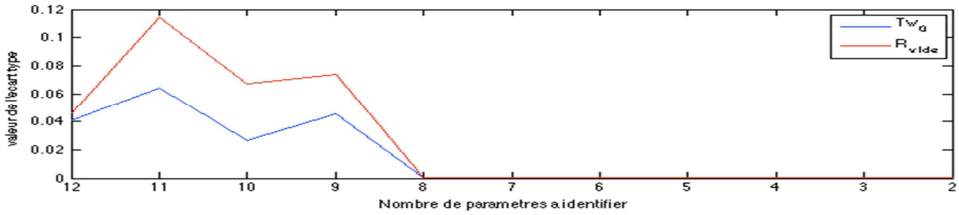

Figure 9 - Évolution de l'écart type du paramètre R_{vide} pendant la réduction

L'écart type diminue, ainsi en réduisant le nombre de paramètres à identifier, on aide l'algorithme à mieux converger.

Enfin, observons l'évolution de l'erreur de validation.

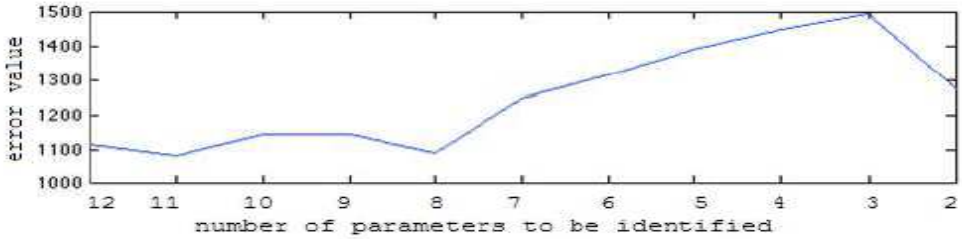

Figure 10 - Évolution de l'erreur de validation au fur et à mesure du procédé de réduction

Bien que l'erreur tende à augmenter lorsqu'on garde peu de paramètres à identifier, elle possède une valeur acceptable pour le nombre de paramètres qui ont donné les meilleurs compromis précédemment. A savoir un modèle avec 8 paramètres à identifier.

7. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Les résultats de cette étude ne sont obtenus que pour un seul jeu de donnée. Afin de valider cette approche, il faudrait la tester et la valider sur d'autres jeux de données. Cependant, elle donne une méthodologie qui permettra de réduire les incertitudes liées à un grand nombre de paramètres lors de la conception d'un modèle d'enveloppe pour l'étude thermique d'une pièce ou d'un bâtiment.

Par la suite, un jeu de donnée obtenu par une excitation du bâtiment à l'aide d'une séquence binaire pseudo aléatoire sur le chauffage. Ceci permettrait d'avoir des signaux spectralement riche et donc une étude facilité du point de vu de l'identifiabilité du modèle.

8. REFERENCES

Achterbosch, G. G. J., de Jong, P. P. G., Krist-Spit, C. E. , van der Meulen, S. F., 1985. The development of a convenient thermal dynamic building model. *Energy and Buildings*, 8:183–196.

Dang, H.-A., Gaaloul, S., Delinchant, B. and Wurtz, F., "Building simulation of energy consumption and ambient temperature: application to the Predis platform", *Proceedings of Building Simulation 2013*: 13th Conference of IBPSA 2013, Chambery, August 2013

Fraisse, G., Viardot, C., O. L. G. A. 2002. Develop- ment of a simplified and accurate building model based on electrical analogy. *Energy and Buildings*, 34:1017–1031.

Gouda, M. M., Danaher, S., C. P. U. 2002. Build- ing thermal model reduction using nonlinear constrained optimization. Building and Environment, 37:1255–1265.

Hensen, J., 2011, Building performance simulation : current state and challenges. Eindhoven University of Technology, Netherlands : London : Spon Press.

Hudson, G. and Underwood, C. P. 1999. A simple building modelling procedure for matlab/simulink. IBPSA.

Mendes, N., Oliveira, G. H. C.,H. X. d. A. 2001. Building thermal performance analysis by using matlab/simulink. Proceedings of Building Simulation, *International IBPSA conference*, pages 473–480.

Raue, A., Kreutz, C., Maiwald, T., Klingmüller, U., Timmer, J., 2010, Addressing parameter identifiability by model-based experimentation, *IET Systems Biology*.

Saltelli, A., Chan, K., Scott, E.M., *Sensitivity Analysis*, John Wiley & sons, LTD, 2008.

Sarabi, S., Ploix, S., Hoang Le, M., Dang, H.-A., Wurtz, F., Assessing the relevance of reduced order models for building envelop, *IPBSA 2013*.

Turner, C., Frankel, M., Energy Performance of LEED for New Construction Buildings, Final Report, March 4, 2008.

Wang, S., X. X. 2006. Simplified building model for transient thermal performance estimation using GA-based parameter identification. *International Journal of Thermal Sciences*, 45:419–432.