TABLE DES MATIÈRES

Page

INTRODUCTION 1

CHAPITRE 1 Revue de la littérature 5
1.1 Simulation énergétique du bâtiment 5
1.2 Calibration des modèles énergétiques.....11
1.2.1 Calibration manuelle 11
1.2.2 Calibration utilisant des méthodes numériques 15

CHAPITRE 2 Objectifs et démarche de recherche 17
2.1 Objectifs du travail de recherche 17
2.2 Démarche de recherche.....18
2.2.1 Preuve de concept 20
2.2.2 Imposition EnergyPlus..... 21
2.2.3 Estimation avec données synthétiques EnergyPlus 22
2.2.4 Réduction du domaine d'optimisation 22
2.2.5 Estimation avec des données mesurées colligées d'un bâtiment 23
2.3 Organisation du mémoire.....23

CHAPITRE 3 CALIBRATION DE MODELES D'EQUIPEMENTS CVCA SOUS TRNSYS AVEC UN ALGORITHME EVOLUTIONNAIRE.....25
3.1 Introduction.....26
3.2 Méthodologie 28
3.2.1 Données synthétiques..... 28
3.2.2 Préparation du modèle TRNSYS 29
3.2.3 Optimisation des paramètres..... 29
3.2.4 Exemple 30
3.3 Résultats.....31
3.3.1 Problème mal conditionné 32
3.3.2 Contrainte additionnelle..... 34
3.4 Conclusion et travaux futurs 34

CHAPITRE 4 CALIBRATION OF ENERGYPLUS HVAC MODELS USING OPTIMIZATION.....37
4.1 Introduction.....38
4.2 Methodology 39
4.2.1 Development of a representative model of the building..... 40
4.2.2 Selection of the appropriate control volume 40
4.2.3 Modification of the BEM..... 40
4.2.4 Estimation of the control volume parameters 40
4.2.5 Evaluation of the calibration results 42
4.2.6 Sequence of calibration..... 43

4.3 EnergyPlus component models 43
4.3.1 Fan models 43
4.3.2 Heating coil models 44
4.4 EnergyPlus Input Data 45
4.5 Synthetic sensor data 46
4.6 Results 50
4.7 Conclusion 53
4.8 Acknowledgement 54
4.9 Nomenclature 54

CHAPITRE 5 CALIBRATION OF ENERGYPLUS HVAC MODELS USING SEQUENTIAL OPTIMIZATION 57
5.1 Introduction 58
5.2 Methodology 62
5.2.1 Selection of the appropriate control volume 63
5.2.2 Modification of the BEM 64
5.2.3 Factor fixing of the control volume parameters 65
5.2.4 Estimation of the control volume parameters 67
5.2.5 Evaluation of the calibration results 69
5.2.6 Calibration over the other control volumes 70
5.3 Trial application on a real HVAC system 70
5.3.1 Selection of the control volume 70
5.3.2 Modification of the BEM 72
5.3.3 Factor fixing of the control volume parameters using synthetic data 73
5.3.4 Estimation of the control volume parameters 75
5.3.5 Evaluation of the calibration results 76
5.3.6 Remark 83
5.4 Discussion 85
5.5 Conclusion 86
5.6 Nomenclature 87
5.7 Acknowledgement 88
5.8 Accronyms 88

CHAPITRE 6 DISCUSSION 89

CONCLUSION 93

RECOMMANDATIONS 95

ANNEXE I IMPOSITION DES VARIABLES D'ÉTAT 99

ANNEXE II ESTIMATION DES PARAMÈTRES 103

BIBLIOGRAPHIE 105

LISTE DES TABLEAUX

Page

Tableau 1.1 Nombre d'utilisateurs des logiciels de simulation énergétique 7

Tableau 3.1 Critères statistiques moyens pour le Bloc A de l'exemple de la section 3.1.4.....32

Tableau 3.2 Erreur relative des estimés par rapport aux paramètres de référence pour la calibration du bloc A en utilisant les conditions du Cas #1.....33

Table 4.1 Description of the parameter estimation tests performed using synthetic data.....48

Table 4.2 Description of the cases used to evaluate the proposed methodology.....48

Table 4.3 Description of the cases control volume parameters 49

Table 4.4 Hybrid optimization algorithm parameters.....50

Table 4.5 Objective function values obtained for the different cases for each synthetic data validation tests 51

Table 4.6 Relative difference between the original and estimated parameter values for test C applied to the cases of Table 4.2.....52

Table 5.1 Control volume parameters and associated upper and lower bounds.....73

Table 5.2 Control volume parameter estimates using the training dataset[1] 76

Table 5.3 Training and testing data set for the estimation of the supply air temperature and fan power.....77

Table 5.4 Predicted versus measured data for the control volume for the case without factor fixing, over the testing dataset.....80

Table 5.5 Predicted versus measured data for the control volume for the case with factor fixing, over the testing dataset.....82

LISTE DES FIGURES

Page

Figure 1.1 Illustration des modes de transfert d'énergie dans une pièce d'un bâtiment....6

Figure 1.2 Schéma de simulation du logiciel DOE utilisant les facteurs de pondération 8

Figure 1.3 Schéma de simulation du logiciel EnergyPlus utilisant la méthode du bilan thermique 9

Figure 1.4 Illustration de l'interaction entre une interface graphique et un moteur de calcul 10

Figure 1.5 Exemple de graphique utilisé pour effectuer la calibration de simulation....12

Figure 1.6 Illustration de la hiérarchisation des données utilisées pour calibrer un modèle énergétique 13

Figure 1.7 Schéma de calibration utilisant la composition de la charge de base 14

Figure 2.1 Schéma explicatif des termes utilisés dans le mémoire. 19

Figure 2.2 Illustration de la démarche de recherche suivie dans le mémoire 20

Figure 3.1 Méthodologie d'estimation ponctuelle des différents paramètres de Types TRNSYS 30

Figure 3.2 Exemple de calibration d'une unité de ventilation 31

Figure 4.1 Different steps of the proposed calibration methodology....39

Figure 4.2 Geometry of the BEM used for the cases 46

Figure 4.3 Diagram of the method used to calibrate 47

Figure 5.1 Different steps of the proposed calibration approach 63

Figure 5.2 Control volume example....63

Figure 5.3 Illustration of the developed workaround in EnergyPlus (dotted lines represent unused data)....64

Figure 5.4 University air handling unit control volume used to perform the trial application of the proposed approach 71

Figure 5.5 Description of the control volume 72

Figure 5.6 Evaluation of the elementary effects distribution using the modified mean (μ*) and deviation (σ) for the control volume sampling.....74

Figure 5.7 Predicted without factor fixing and measured temperature profiles with associated uncertainty range (±0.5ºC) for the first 144 values of the training dataset 78

Figure 5.8 Predicted with factor fixing and measured temperature profiles with associated uncertainty range (±0.5ºC) for the first 144 values of the training dataset 78

Figure 5.9 Measured and predicted (a) supply air temperature profile and (b) fan power for the model prediction without factor fixing, 28 March 2016 79

Figure 5.10 Predicted and measured fan curve (Equation (12)) for the model prediction without factor fixing, 28 March to 7 April 2016 80

Figure 5.11 Measured and predicted (a) supply air temperature profile and (b) fan power for the model prediction with factor fixing, 28 March 2016 81

Figure 5.12 Predicted and measured fan curve (Equation (12)) for the case with factor fixing, 28 March to 7 April 2016.....82

Figure 5.13 Supply air temperature model residuals versus the measured fan pressure differential, 5 to 26 January 2016.....84

INTRODUCTION

La consommation énergétique des secteurs commerciaux, institutionnels et résidentiels au Canada en 2010 représente 28 % de la consommation d'énergie secondaire totale au Canada (Ressources naturelles Canada, 2013). De plus, environ 9,5% de l'appel de puissance maximal électrique pour la période de pointe en hiver au Québec est associé aux secteurs commerciaux et institutionnels. Les bâtiments de ces secteurs utilisent des systèmes de chauffage, ventilation et conditionnement d'air (CVCA) afin d'assurer le confort thermique de leurs occupants et le maintien d'une qualité de l'air acceptable. Ces systèmes représentent une grande partie de la consommation énergétique de ces immeubles (i.e. environ 40 % de la consommation annuelle globale) et sont donc intrinsèquement liés à la performance énergétique de ces bâtiments. Comme la tarification du service électrique au Québec est associée à la consommation énergétique ainsi qu'à la puissance appelée, il est intéressant pour les consommateurs et pour les compagnies d'énergie d'évaluer différentes alternatives visant l'amélioration de la performance de leur bâtiment et de leurs systèmes CVCA tout en assurant le confort des occupants. Ces options peuvent prendre plusieurs formes, tant au niveau de l'opération des systèmes, qu'au remplacement d'équipement ou même de la modification de l'édifice.

Toutefois, il n'est pas toujours simple d'évaluer avec précision l'effet de ces différents changements sur la consommation d'énergie et l'appel de puissance futur de l'ouvrage bâti. Les interactions parfois complexes entre les différents systèmes et phénomènes physiques à l'intérieur d'un immeuble peuvent rapidement rendre l'évaluation de ces options difficiles et coûteuses. Au fil du temps, plusieurs outils numériques ont été développés afin de faciliter l'évaluation de ces options.

Ces outils permettent l'élaboration d'un modèle représentant les différents phénomènes physiques présents, l'effet de l'occupation, des charges internes associées aux différents espaces, des conditions météorologiques extérieures, de la performance de l'enveloppe, la performance des systèmes, etc. Ce modèle vise à émuler le comportement énergétique réel du

Rapport-Gratuit.com

bâtiment modélisé. À partir de ce modèle, plusieurs types d'analyses peuvent être effectués afin d'identifier et de quantifier les opportunités d'amélioration de la performance énergétique. Toutefois, tous les modèles et outils ne sont pas développés avec les mêmes hypothèses et le même niveau de précision. Des modèles simplifiés peuvent être utilisés afin de simuler rapidement le comportement du bâtiment, mais il devient alors difficile d'évaluer l'impact de changements.

Dans les dernières décennies, il y a eu un développement important de logiciels de simulation pour la performance énergétique des bâtiments qui reproduisent les principes physiques de transfert de chaleur et de masse. Ces modèles numériques permettent l'évaluation d'une quantité importante de caractéristiques physiques liées au bâtiment, mais le temps de simulation, la quantité d'information nécessaire, la grande expertise requise, la variabilité des résultats entre modeleurs et le manque de confiance de l'industrie envers les résultats de simulation font en sorte que l'utilisation de ces outils dans la pratique reste marginale. Pratiquement, l'information nécessaire à l'élaboration du modèle n'est jamais en totalité disponible ou existante. Il devient alors difficile de créer un modèle représentant adéquatement le comportement du bâtiment réel tout en permettant une précision suffisante par rapport aux données mesurées. Le modèle énergétique du bâtiment détaillé doit alors être calibré afin de mieux représenter les données mesurées.

La calibration de modèles peut être définie comme l'ajustement des entrées d'un modèle de simulation pour réduire la différence entre les résultats simulés et les données mesurées (Monfet et Zmeureanu, 2013). La réalisation de cette tâche est toutefois longue et ardue et la validité de l'analyse effectuée dépend largement du modeleur ayant effectué la calibration, puisque souvent cette tâche est effectuée manuellement de façon itérative (Reddy, 2006). Les différentes approches utilisées actuellement ne justifient pas leur utilisation puisque les résultats obtenus ne sont pas toujours concluants et que le coût engendré est considérable. De plus, la performance réelle des équipements et des systèmes peut varier de façon importante par rapport aux plans tel que construits et aux données du manufacturier.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Le contrôle et le suivi de la performance des différents équipements des systèmes de CVCA sont effectués de façon numérique avec des contrôleurs digitaux (DDC). Ces équipements utilisent des protocoles de communication (BACnet, LonTalk) permettant d'enregistrer les valeurs des différents points de mesure dans une base de données. Il s'agit d'une source d'information très intéressante pour permettre de réaliser plus rapidement la calibration des modèles d'équipement CVCA à l'intérieur des modèles énergétiques de bâtiment.

La problématique entourant la calibration énergétique de bâtiments peut se définir par les constats suivants :

- la calibration de modèles énergétiques de bâtiments requiert des informations parfois difficiles à obtenir ou parfois inexistantes;
- les données des équipements définies par les manufacturiers ne représentent pas toujours adéquatement leur performance dans le système réel;
- le temps requis pour effectuer la calibration d'un modèle énergétique n'est pas acceptable financièrement pour la majorité des projets actuels;
- les connaissances requises et l'expérience de modélisation demeurent élevées pour effectuer la calibration d'un modèle énergétique;
- l'utilisation des données mesurées par les systèmes de contrôle avec les logiciels de simulation n'est pas triviale et il n'y a pas d'outil permettant de les utiliser directement dans la simulation;
- l'extraction manuelle des données et la comparaison des différents profils de variables afin de calibrer un modèle de bâtiment est une tâche laborieuse qui demande un investissement important en temps;
- la qualité du modèle calibré dépend largement de la personne ayant effectué la calibration et le processus utilisé n'est pas toujours documenté ou adéquat;
- la confiance de l'industrie envers les résultats de simulation et de calibration est faible.

Face à ces problématiques, ce mémoire propose une approche de calibration d'un sous-domaine, équipements CVCA, des modèles énergétiques du bâtiment en utilisant des

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

données colligées par les systèmes de contrôle en conjonction avec des outils numériques d'optimisation.

La calibration des modèles énergétiques étant un problème complexe et comportant plusieurs facettes différentes, il est nécessaire d'effectuer certaines hypothèses. Les hypothèses suivantes ont été émises afin de restreindre la portée du projet de recherche:

- l'erreur systémique n'est pas considérée dans la calibration effectuée. Les données issues des capteurs sont donc considérées comme étant fiables et exemptes de défaut lié à l'installation ou à la dérive des capteurs;
- l'erreur aléatoire des variables d'état n'est pas considérée dans la calibration effectuée. La nature stochastique des variables d'état mesurées est simplifiée;
- la période de calibration utilisée est supposée comme suffisamment longue et contenant suffisamment d'information pour permettre la calibration des différents paramètres des modèles identifiés;
- le modèle énergétique utilisé dans la phase de calibration représente adéquatement l'opération actuelle des systèmes du bâtiment et les modèles d'équipement représentent adéquatement les équipements installés dans le bâtiment.

Ces différentes limites viennent cerner plus précisément l'effort de recherche présenté dans ce mémoire.

CHAPITRE 1

Revue de la littérature

Le développement d'une nouvelle approche de calibration des modèles de simulation énergétique du bâtiment nécessite une revue de littérature relevant les différentes approches préalablement développées et utilisées. Toutefois, avant de présenter les différentes approches relevées dans la littérature, il est nécessaire d'effectuer une description sommaire de la simulation énergétique du bâtiment et d'un modèle énergétique. Par la suite, la seconde section du chapitre 1 complète la littérature recensée dans les trois articles du mémoire.

1.1 Simulation énergétique du bâtiment

Suite à la crise énergétique au début des années 1970, plusieurs avancées ont été effectuées dans le domaine de la modélisation énergétique afin de mieux contrôler la consommation d'énergie des bâtiments. Différents outils de modélisation ont été développés afin de pouvoir mieux prédire et évaluer la performance de différents types de bâtiment. Un outil de simulation énergétique peut se définir comme un programme informatique effectuant la résolution d'équations algébriques et différentielles afin de simuler le transfert de masse et d'énergie à l'intérieur d'un bâtiment. Ces outils de simulation utilisent un modèle énergétique étant défini comme une représentation idéalisée des différentes caractéristiques thermiques d'un bâtiment. Le modèle comprend les informations liées aux espaces (occupation, éclairage, charge aux prises, gains solaires, etc.) et aux systèmes CVCA (systèmes primaires, secondaires, points de consignes, performance des équipements, etc.). La Figure 1.1 présente les différents modes de transfert d'énergie à l'intérieur d'une pièce d'un bâtiment.

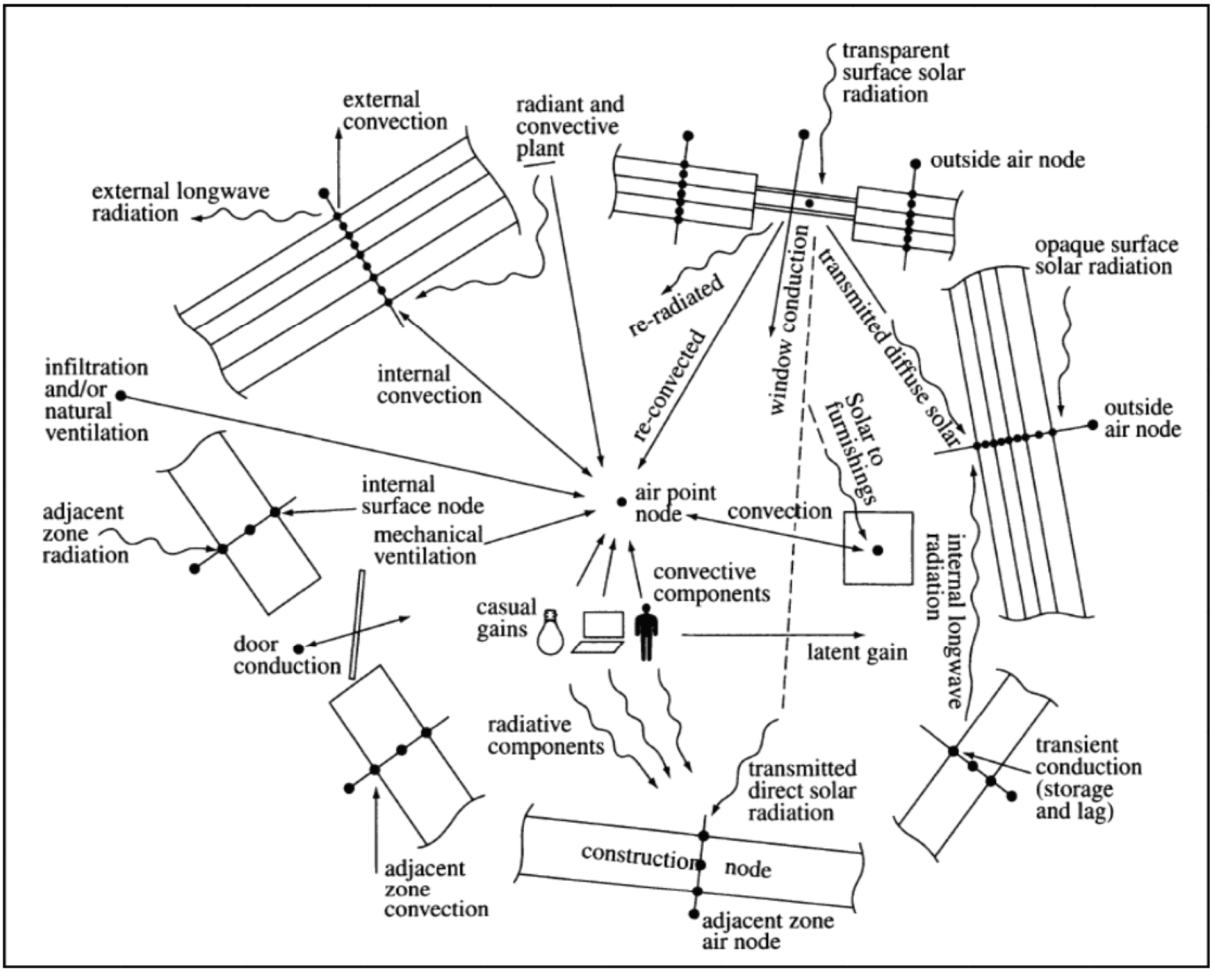


Figure 1.1 Illustration des modes de transfert d'énergie dans une pièce d'un bâtiment
Tirée de Clarke (2001, p. 6)

Une multitude d'outils numériques sont actuellement disponibles (plus de 135 outils sur le répertoire du département de l'énergie américain (DOE, 2012)) et permettent d'effectuer plusieurs types de calculs. Par exemple, l'évaluation des charges thermiques, de la performance de systèmes d'énergie renouvelable, du confort thermique des occupants est possible avec ces logiciels. Un rapport exhaustif permet aux modeleurs d'évaluer rapidement les capacités de simulation d'un logiciel spécifique (Crawley et al., 2008). Selon les caractéristiques de modélisation désirée et le résultat attendu, le modeleur peut ainsi choisir le logiciel le plus approprié pour l'analyse qu'il souhaite réaliser. Toutefois, certains logiciels

sont plus populaires que d'autres. Le Tableau 1.1 présente certains des logiciels les plus utilisés dans l'industrie.

Tableau 1.1 Nombre d'utilisateurs des logiciels
de simulation énergétique
Tiré de Gestwick et Love (2014)

Program	User base as per USDOE (2013a)
Programs more easily run in a scripted environment	
DOE2	1000 user organizations, of 1–20 individuals
EnergyPlus	3,000 users (ConstructionPro Network, n.d.)
ESP-r	Hundreds of users
Programs that are difficult to run in a scripted environment	
EE4 CBIP	1000 users
EnergyPro	6000 licences
eQUEST	10,000 downloads annually
HAP	5000 users
TRACE 700	1200 worldwide, including single and site/LAN licences

Une importante caractéristique de ces logiciels de simulation est le calcul des charges thermiques d'un bâtiment. En effet, plusieurs résultats obtenus avec les logiciels (i.e. consommation annuelle, puissance maximale, etc.) découlent directement de ce calcul. Plusieurs méthodes de calcul des charges thermiques sont utilisées par différents logiciels de simulation. La méthode des facteurs de pondération représente un compromis entre les méthodes simplifiées, en régime permanent, et les méthodes de calcul plus complètes utilisant un schéma numérique des équations dynamiques. Cette méthode ne tient cependant pas compte des propriétés dynamiques d'un bâtiment et de ces systèmes au cours de la simulation. Les charges thermiques calculées ne sont donc pas décrites par des équations thermodynamiques, mais bien par une réponse idéalisée aux changements des conditions extérieures. L'aspect séquentiel de ce type de calcul et des résultats associés est mis en évidence dans le schéma de simulation du logiciel DOE (Figure 1.2), utilisant les facteurs de pondération.

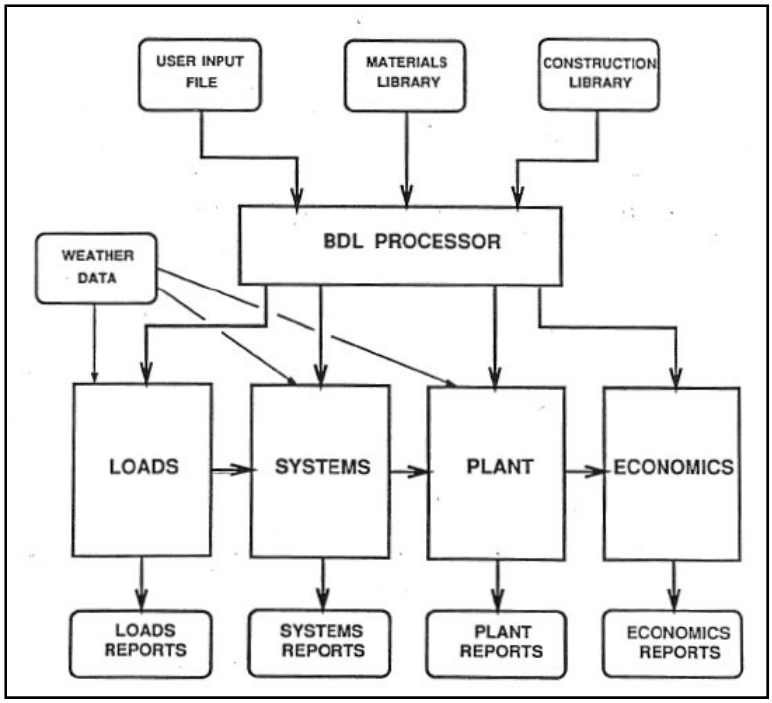


Figure 1.2 Schéma de simulation du logiciel DOE
utilisant les facteurs de pondération
Tirée de Maile, Fischer et Bazjanac (2007, p. 9)

Une approche plus complète, la méthode du bilan thermique, est basée sur la première loi de la thermodynamique. Un bilan thermique est effectué pour chaque surface et la température ambiante d'une pièce. Ces bilans forment un lot d'équations devant être résolu pour déterminer la température de chaque surface et de l'air de la pièce. Cette méthode est donc plus précise, mais nécessite un temps de calcul plus important afin d'effectuer la simulation. Cette méthode permet entre autres la simulation des systèmes radiants et des échanges thermiques entre les pièces. L'aspect itératif de ce type de calcul et des résultats associés est mis en évidence dans le schéma de simulation du logiciel EnergyPlus (Figure 1.3), utilisant la méthode du bilan thermique.

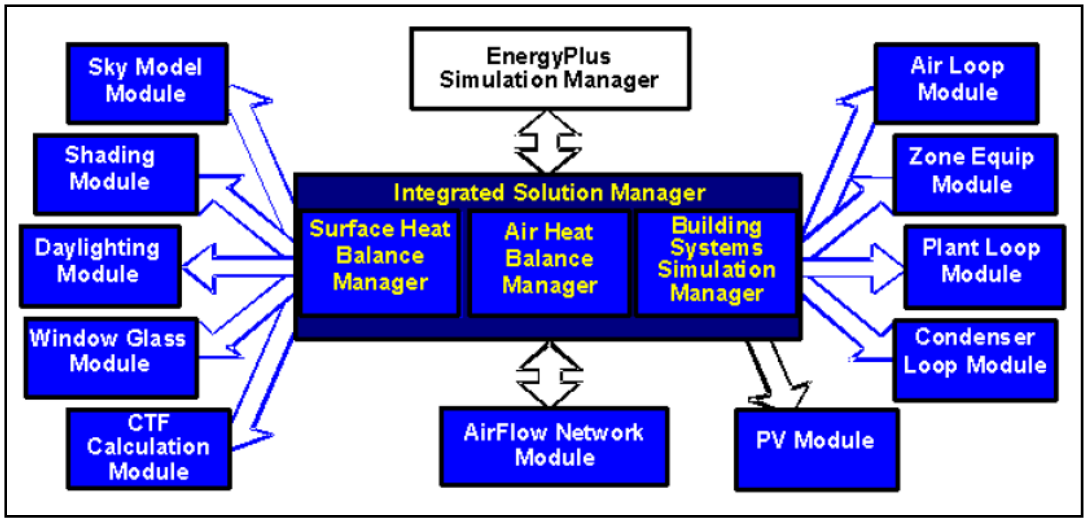


Figure 1.3 Schéma de simulation du logiciel EnergyPlus
utilisant la méthode du bilan thermique
Tirée de DOE (2013, p. 1)

Le calcul des charges fait partie des résultats obtenus avec le moteur de calcul effectuant la simulation. Il est important de faire la distinction entre un moteur de calcul, effectuant la résolution des équations algébriques et différentielles, et une interface graphique permettant la création rapide d'un modèle énergétique. Un moteur de calcul effectue la résolution d'équations afin de simuler le comportement du bâtiment et de ses systèmes pour prédire la consommation énergétique, l'appel de puissance, la consommation d'eau potable, du confort thermique, etc. Le moteur de calcul utilise un fichier regroupant les différentes informations portant sur la géométrie de l'édifice, sa composition (matériaux et assemblages), ses charges internes (éclairage, charges aux prises, occupation, etc.) et les équipements mécaniques avec un fichier météo regroupant l'information sur les conditions extérieures (température, humidité, ensoleillement, etc.) pour prédire les transferts d'énergie. D'un autre côté, une interface graphique est un logiciel permettant de construire un modèle de bâtiment plus rapidement. De plus, différents outils de visualisation et d'interprétation des résultats de simulation peuvent être utilisés par ces interfaces graphiques afin de permettre une analyse graphique plus rapide des résultats de simulation. La Figure 1.4 illustre bien l'interaction entre ces deux niveaux de logiciels (i.e. le moteur de calcul, EnergyPlus et les interfaces graphiques) ainsi que les échanges de données entre ceux-ci.

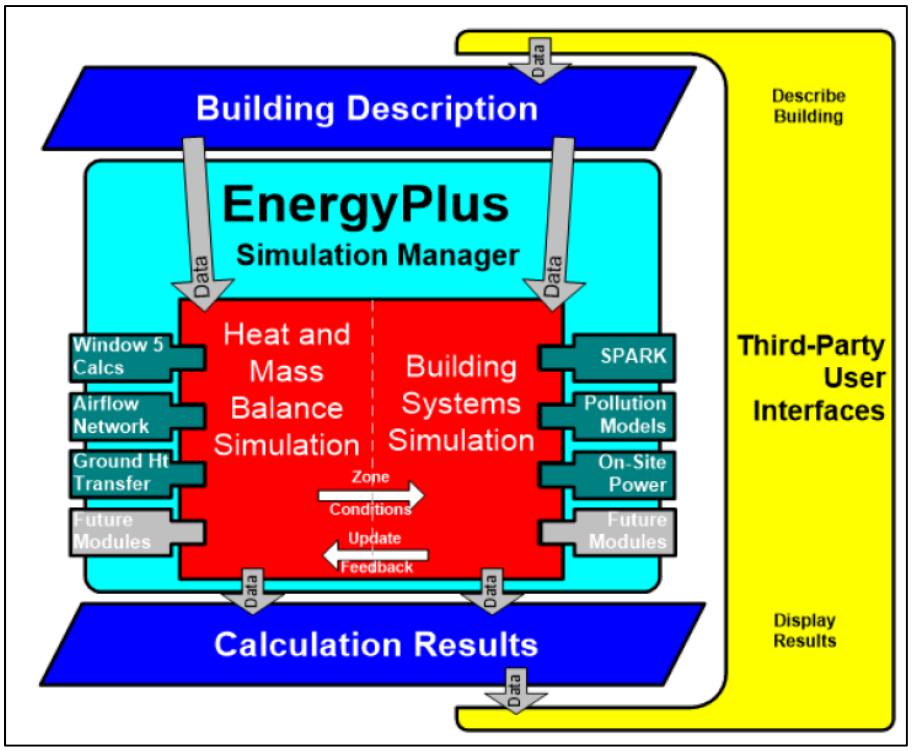


Figure 1.4 Illustration de l'interaction entre une interface graphique et un moteur de calcul
Tirée de EnergyPlus : Getting Started (DOE, 2009)

Cependant, puisque les modèles représentent toujours une simplification de la physique réelle dans un bâtiment, certaines hypothèses de base sont généralement utilisées (i.e. air mélangé de la pièce, transfert de chaleur dans une dimension, néglige l'aspect dynamique des équipements CVCA, etc.) pour simuler le comportement thermique dans un temps raisonnable. De plus, plusieurs valeurs utilisées dans la simulation sont difficilement prévisibles et peuvent ne pas être disponibles. Le modeleur utilise alors les valeurs les plus probables bien qu'il n'ait pas toute l'information disponible. Cette réalité fait en sorte que lorsque des données sont colligées, il existe pratiquement toujours un écart important entre les prédictions issues des logiciels de simulation et les données mesurées. Il devient donc nécessaire d'ajuster les intrants du modèle énergétique afin de pouvoir adéquatement représenter le comportement réel du bâtiment et de ses systèmes. Le modèle énergétique doit donc être calibré.

1.2 Calibration des modèles énergétiques

La calibration de modèles énergétiques du bâtiment peut se définir comme l'ajustement des paramètres d'entrée du modèle afin d'améliorer la représentation des données mesurées. Un modèle calibré peut être utilisé de plusieurs façons et à différents moments du cycle de vie du bâtiment :

- optimisation en continu de l'opération;
- détection de faute dans l'opération des systèmes ou dans la performance des équipements;
- analyse de la répartition par usages plus précise;
- analyse des profils thermiques et électriques du bâtiment;
- évaluation de l'impact énergétique de changements aux systèmes mécaniques et à l'enveloppe du bâtiment;
- normalisation de la consommation énergétique.

Bien que l'utilisation d'un modèle calibré présente plusieurs avantages, elle comporte aussi plusieurs défis. Les différentes publications répertoriées portant sur la calibration de modèles énergétiques peuvent être regroupées au sein de deux grandes catégories. La première méthode s'appuie sur la modification manuelle basée sur l'expérience, la connaissance et l'information disponible au modeleur. La deuxième utilise des méthodes d'optimisation numériques afin d'ajuster les différents paramètres du modèle énergétique. Une revue de littérature recensée par Reddy (2006) sur les différentes méthodes de calibration des modèles énergétiques présente un point de vue global des différentes méthodes de calibration existantes.

1.2.1 Calibration manuelle

La première approche de calibration des modèles énergétiques est définie comme une modification manuelle des différentes entrées d'un logiciel de simulation par un modeleur. La source d'information utilisée pour effectuer ces changements varie (relevés mensuels,

Rapport-Gratuit.com

données de sous-mesurage, fiches du manufacturier, etc.). Toutefois, les changements au modèle doivent être effectués manuellement par le modeleur. Cette approche propose différentes stratégies guidant le modeleur au courant de la calibration d'un modèle.

Une stratégie est d'utiliser des techniques de visualisation pour mieux représenter les écarts entre les données mesurées et les résultats de simulation. La consommation énergétique mensuelle est une information souvent utilisée pour effectuer la calibration de modèle énergétique. Un diagramme à bande des différences entre la consommation énergétique mesurée et la consommation énergétique prédite par l'outil de simulation permet de visualiser l'amplitude des écarts. Toutefois, lorsqu'une calibration horaire est effectuée, l'information devient plus difficile à visualiser. Des méthodes plus avancées de visualisation des données ont étés développées afin de répondre à ce problème et ainsi permettre de détecter rapidement les écarts de calibration (Bou Saada et Haberl, 1995). La Figure 1.5 illustre la différence entre les mesures horaires d'un bâtiment et les résultats de sa simulation. Les écarts de consommation entre le 1 juillet et le 30 septembre pendant les heures matinales sont alors mis en évidence.

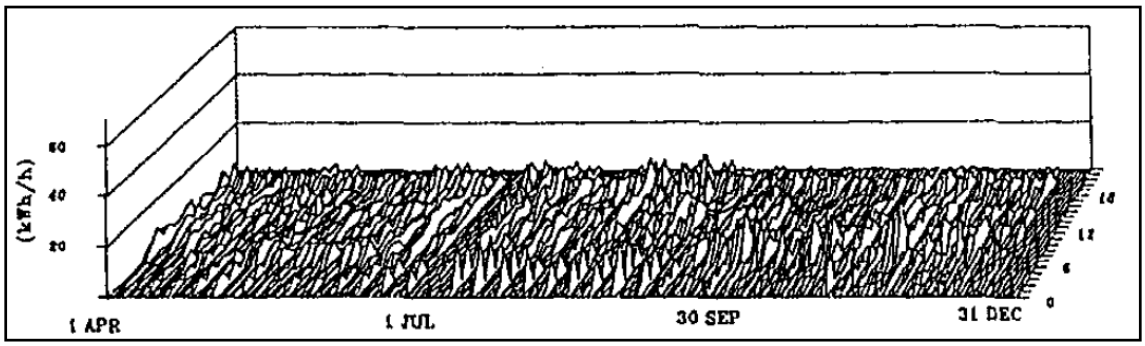


Figure 1.5 Exemple de graphique utilisé pour effectuer la calibration de simulation
Tirée de Bou Saada et Haberl (1995, p. 199)

Une autre stratégie est de réaliser une calibration itérative basée sur la hiérarchie de l'information disponible (Raftery, Keane et Costa, 2011; Raftery, Keane et O'Donnell, 2011). Cette approche propose de catégoriser les sources d'information telle qu'illustrée à la Figure 1.6. L'information plus fiable (haut de la pyramide) est donc préférée à l'information moins

fiable (bas de la pyramide) lors de la calibration du modèle énergétique. La conservation des différentes versions du modèle utilisées pendant la calibration y est aussi proposée permettant l'évaluation non seulement des résultats de calibration, mais aussi du processus de calibration.

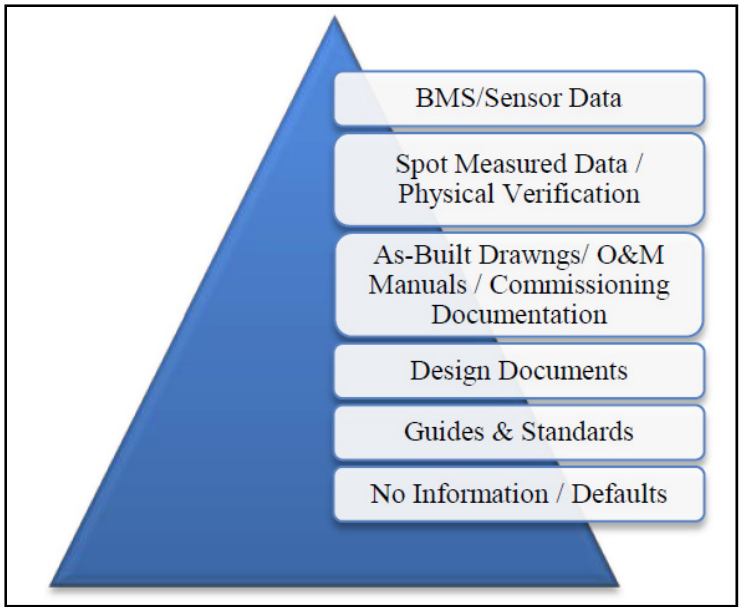
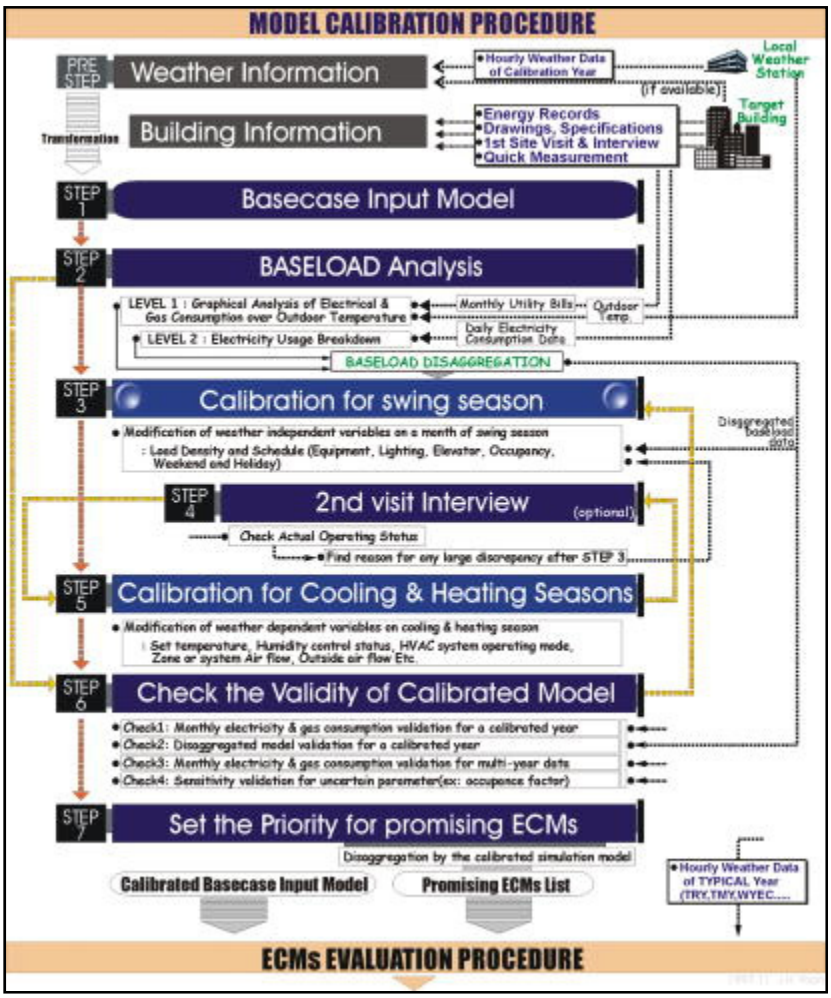


Figure 1.6 Illustration de la hiérarchisation des données utilisées pour calibrer un modèle énergétique
Tirée de Coakley et al. (2011, p. 375)

Afin d'obtenir davantage d'information sur la performance réelle du bâtiment, des mesures temporaires peuvent permettre d'analyser la charge qui n'est pas dépendante des conditions extérieures (i.e. charge de base) pour effectuer la calibration de la simulation (Yoon, Lee et Claridge, 2003). En effectuant la mesure des différents gains internes (ex : éclairage, moteurs, etc.), il est possible de comparer la composition de la charge de base avec la simulation et d'ainsi calibrer les entrées de la simulation ne variant pas avec la température. Par la suite, des visites sur site et la consultation des employés responsables de l'opération permettent de valider la composition de la charge de base entre les différents gains internes. Les systèmes CVCA peuvent ensuite être calibrés en utilisant les périodes de chauffage et de climatisation de façon plus efficace puisque plusieurs paramètres ont été fixés lors de la

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

calibration de la charge de base en période de mi-saison. La Figure 1.7 présente le processus de calibration proposant l'étude de la composition de la charge de base.



Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Figure 1.7 Schéma de calibration utilisant la composition de la charge de base
Tirée de Yoon, Lee et Claridge (2003, p. 252)

Il est essentiel pour effectuer la calibration d'un modèle d'avoir une certaine forme des données mesurées associées au bâtiment d'intérêt disponible. Typiquement, les données de facturation sont la seule source d'information disponible pour effectuer la calibration du modèle. Les données plus détaillées décrivant les profils horaires et les données de sous-mesurages des différents équipements des systèmes CVCA sont habituellement réservées

pour des fins de recherche (Raftery, Keane et O'Donnell, 2011). Toutefois, certaines approches visant l'utilisation de ces données pour effectuer la calibration ont été proposées et peuvent guider le modeleur.

1.2.2 Calibration utilisant des méthodes numériques

La deuxième approche de calibration des modèles énergétiques est définie comme la modification automatique des différentes entrées d'un logiciel de simulation avec une méthode numérique. Ce type de calibration est présenté dans les sections de littérature des articles de ce mémoire.

Malgré l'apport considérable des différentes publications présentées dans ce chapitre et dans les articles des chapitres suivants, l'utilisation de modèles énergétiques calibrés est une chose peu commune dans l'industrie. L'utilisation récente de données colligées par les systèmes de contrôle du bâtiment ainsi que l'utilisation d'une approche d'optimisation pour procéder à la calibration sont des concepts émergents. Donc, l'élaboration d'une nouvelle approche de calibration automatique des modèles énergétiques utilisant ces données dans le processus de calibration est souhaitable.

CHAPITRE 2

Objectifs et démarche de recherche

Cette section présente la démarche réalisée afin de développer une approche de calibration automatisée des modèles d'équipement CVCA utilisant des données colligées. Les différents éléments présentés dans cette section et utilisés dans les articles des Chapitres 3 à 5 sont inspirés de l'estimation formelle de paramètres (Bos, 2007). La structure de ce chapitre met en contexte les différents éléments méthodologiques apportés dans les différents articles, introduit les différents termes utilisés et présente de façon globale la démarche de recherche.

2.1 Objectifs du travail de recherche

Puisqu'aucune méthode de calibration automatisée des modèles d'équipements CVCA compris dans les logiciels de simulation énergétique utilisant des données colligées n'a encore été publiée dans la littérature, une nouvelle approche doit être développée. Ce mémoire vise donc à permettre la calibration d'un sous-domaine des modèles énergétiques du bâtiment, équipement CVCA, en utilisant des données colligées par les systèmes de contrôle en conjonction avec des outils numériques d'optimisation. Cette approche devra être compatible avec le logiciel EnergyPlus, afin de pouvoir être utilisée dans la pratique.

Les sous-objectifs de ce mémoire sont :

- le développement d'une nouvelle approche de calibration des modèles d'équipement CVCA des logiciels de simulation énergétique automatisée utilisant les données colligées par le système de contrôle, incluant une méthode d'imposition des variables d'état dans le logiciel EnergyPlus;
- l'essai de l'approche développée avec une étude de cas sur un système réel.

Les différentes étapes suivies afin d'atteindre l'objectif sont présentées à la section 2.2.

2.2 Démarche de recherche

Le projet dans son ensemble est illustré à la Figure 2.1. La calibration s'effectue sur un volume de contrôle, soit un sous-domaine d'un modèle énergétique du bâtiment qui regroupe un ou plusieurs modèles d'équipement CVCA. Un modèle d'équipement utilise des données d'entrée, comprend différents paramètres ou courbe de performance ayant un ou plusieurs paramètres et contient des équations mathématiques. L'exécution du modèle d'équipement permet par la suite d'obtenir différentes données de sortie.

Donc, les données d'entrée définissent les variables d'état en amont du volume de contrôle. Ces données peuvent être des données colligées (données mesurées acquises et enregistrées par le système de contrôle du bâtiment) ou synthétiques, c'est-à-dire des données générées avec un logiciel de simulation énergétique, en fonction de l'analyse effectuée. La simulation du volume de contrôle par le logiciel génère des données simulées en sortie (représentés par un bâtiment sur la Figure 2.1). Celles-ci sont par la suite comparées avec les données mesurées colligées ou synthétiques correspondant à la sortie du volume de contrôle dans le système CVCA. L'objectif étant de minimiser la distance ou l'écart entre ces deux lots de données en variant automatiquement les paramètres du volume de contrôle, caractérisant la performance de l'équipement, à l'aide d'un algorithme d'optimisation. De ce fait, l'exécution de l'algorithme d'optimisation permet d'obtenir les estimés des paramètres des modèles du volume de contrôle en minimisant l'écart entre les données de sortie simulées et mesurées ou synthétiques.

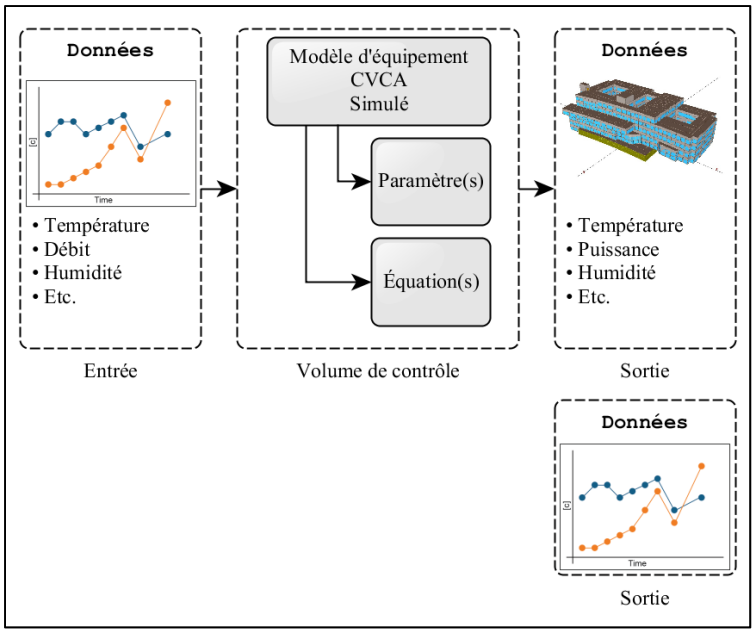


Figure 2.1 Schéma explicatif des termes utilisés dans le mémoire.

De façon plus spécifique, les sous-objectifs présentés à la section 2.1 sont atteints en scindant les différentes tâches à accomplir en plusieurs étapes. La Figure 2.2 résume les différentes étapes suivies et expose les caractéristiques principales de celles-ci. Les principaux changements y sont indiqués par des flèches et les articles produits y sont référencés par numéro de chapitre.

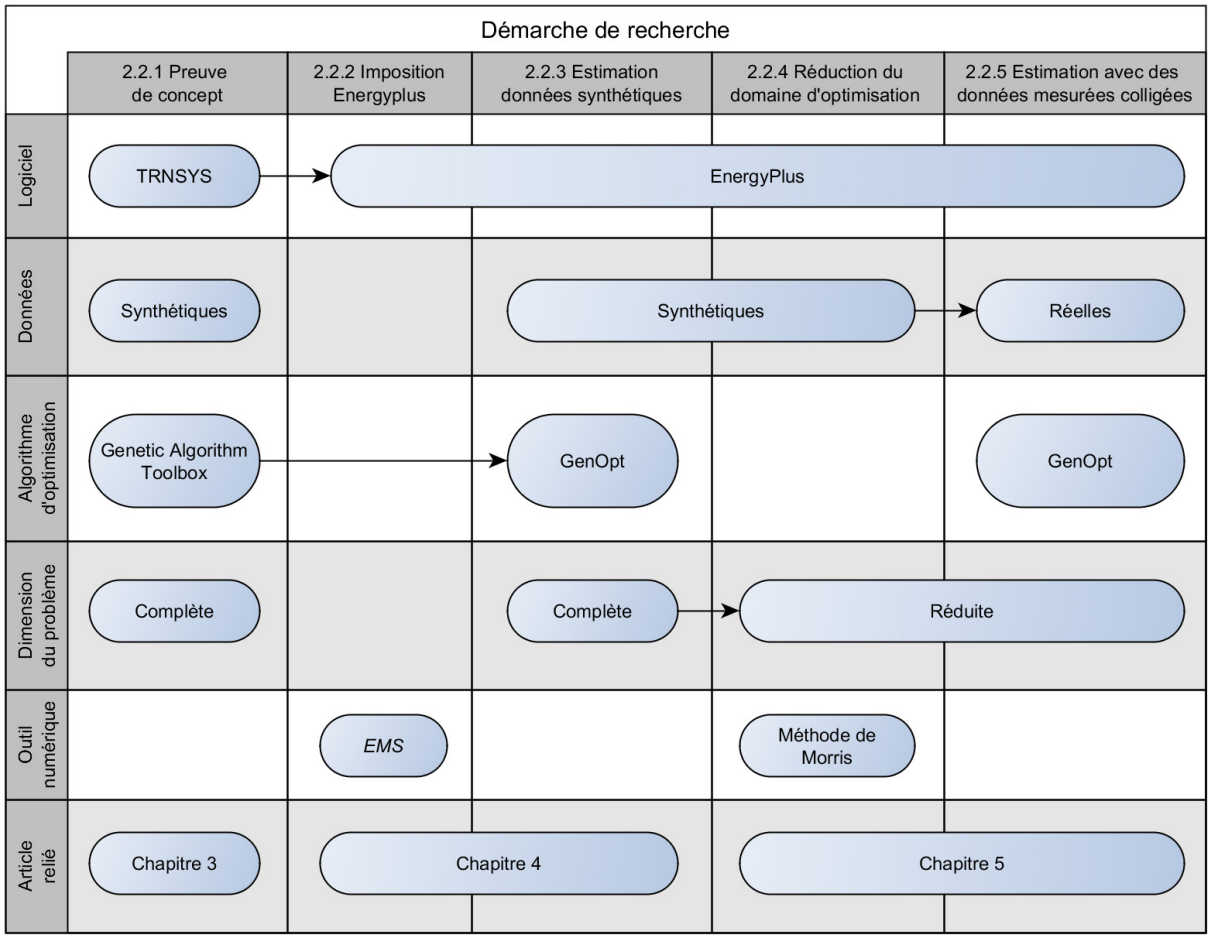


Figure 2.2 Illustration de la démarche de recherche suivie dans le mémoire

2.2.1 Preuve de concept

La première étape propose une preuve de concept visant à confirmer la faisabilité de l'estimation des paramètres de modèles d'équipement CVCA dans des conditions exemptes d'erreur de mesure dans les données. Le logiciel TRNSYS est utilisé pour la preuve de concept puisque la structure du logiciel permet l'utilisation de données, synthétiques ou mesurées, directement avec les modèles d'équipement CVCA. D'autres logiciels, tels qu'EnergyPlus, n'offrent pas cette flexibilité et requièrent l'utilisation de méthode de contournement pour introduire des données d'entrée au modèle d'équipement.

L'utilisation de données générées avec des paramètres connus et n'étant pas bruitées par d'autres phénomènes physiques (i.e. des données synthétiques) pour effectuer l'estimation de paramètres permet d'évaluer si l'estimation de ces paramètres est possible. Cette approche, l'utilisation de données synthétiques, est recommandée pour l'estimation de paramètres (Bos, 2007) et a déjà été appliquée aux données générées par des logiciels de simulation énergétique du bâtiment (Reddy et Claridge, 1994). Le logiciel TRNSYS est surtout utilisé pour réaliser des travaux de recherche. L'utilisation de cet outil par les praticiens n'est pas commune dû au coût élevé d'une licence ainsi que de l'expertise élevée nécessaire à son utilisation. Il est donc nécessaire d'implémenter la méthode développée dans un outil connu et utilisé par les praticiens. La section 2.2.2 présente une méthode de contournement visant l'utilisation de données dans le logiciel EnergyPlus.

2.2.2 Imposition EnergyPlus

Afin de pouvoir effectuer la calibration des différents modèles d'équipement présents dans le logiciel EnergyPlus avec l'approche proposée, il est nécessaire d'imposer la valeur des variables d'état à un point spécifique du modèle. Cette étape de la démarche de recherche vise à développer un moyen d'introduire des données dans le logiciel EnergyPlus.

Le logiciel n'étant pas prévu pour cet usage, il faut utiliser une stratégie permettant d'émuler l'entrée de données directement dans le programme informatique permettant ainsi l'utilisation des modèles d'équipement CVCA présents dans le logiciel pour réaliser l'objectif de ce mémoire. L'approche utilisée pour effectuer ce transfert consiste en l'ajout d'un équipement virtuel au modèle dans le système simulé. La description détaillée des étapes de modification du fichier de simulation de base ainsi que les différentes entrées requises pour effectuer l'imposition dans le logiciel EnergyPlus sont présentées à l'annexe i.

Cette méthode de contournement induit toutefois quelques différences entre les données initiales et obtenues après l'imposition. Il devient donc nécessaire d'évaluer l'effet de ces différences sur le processus d'estimation des paramètres. La prochaine étape de la démarche

Rapport-Gratuit.com

de recherche vise donc l'estimation des paramètres en utilisant des données synthétiques et le logiciel EnergyPlus.

2.2.3 Estimation avec données synthétiques EnergyPlus

Avant d'utiliser des données mesurées colligées avec la méthode de la section 2.2.1 adaptée au logiciel EnergyPlus avec les modifications de la section 2.2.2, la réalisation de certains tests est préférable. En effet, l'utilisation de données synthétique, afin d'évaluer le processus d'estimation des paramètres avant l'application à des données mesurées, est recommandée (Bos, 2007). L'évaluation du processus prend la forme de trois tests effectués avec l'approche d'estimation des paramètres détaillée à la section 4.2. La procédure utilisée afin d'effectuer l'estimation des paramètres avec le logiciel Energyplus et le logiciel GenOpt est détaillée à l'annexe ii.

2.2.4 Réduction du domaine d'optimisation

Certains modèles d'équipement CVCA sont définis à l'aide de plusieurs paramètres; l'identification de ceux-ci s'est avérée difficile (voir section 4.7). Tous les paramètres ne pouvant pas être estimés, une méthode de sélection des paramètres à inclure dans le processus d'estimation a été appliquée. La méthode de Morris modifiée (Campolongo, Cariboni et Saltelli, 2007; Saltelli et al., 2004) est utilisée pour effectuer la sélection des paramètres influents. Ce type d'analyse de sensibilité a pour but d'identifier les paramètres ayant le plus d'influence sur les valeurs des données de sortie et de fixer les paramètres qui influencent moins les valeurs des données de sortie du modèle. Le domaine d'optimisation, utilisé dans l'estimation des paramètres, est donc réduit. Les paramètres les moins influents ne sont donc pas modifiés lors de l'estimation des paramètres par l'algorithme d'optimisation.

2.2.5 Estimation avec des données mesurées colligées d'un bâtiment

Les étapes de la démarche de recherche des sections 2.2.1 à 2.2.4 détaillent le développement d'une méthode permettant l'estimation de paramètres de modèles d'équipement CVCA sous EnergyPlus avec des données synthétiques. La dernière étape consiste à utiliser l'approche développée avec des données mesurées colligées par un système de contrôle d'un bâtiment. Cette étape vise à valider la performance de l'approche d'estimation des paramètres lorsque les données ne sont pas synthétiques.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

2.3 Organisation du mémoire

La réalisation de la démarche de recherche, détaillée à la section 2.2, résulte en la rédaction de trois articles. Cette section présente l'organisation de l'information contenue dans ce mémoire, regroupant ces trois articles, et des résultats issus de la réalisation de la démarche de recherche. La relation entre les différentes étapes de recherche et les articles rédigés est illustrée par la Figure 2.2.

Le chapitre 3 présente le premier article de conférence nommé «CALIBRATION DE MODELES D'EQUIPEMENTS CVCA SOUS TRNSYS AVEC UN ALGORITHME EVOLUTIONNAIRE» ayant été présenté au XIIème Colloque Interuniversitaire Franco-Québécois sur la Thermique des Systèmes (8 au 10 juin 2015 à Sherbrooke, Québec (Canada)). Cet article vise à vérifier si l'estimation des paramètres avec des données synthétiques est possible. Une méthodologie visant à calibrer des modèles d'équipements CVCA en utilisant le logiciel TRNSYS, un algorithme d'optimisation génétique ainsi que des données synthétiques y sont présentées. L'utilisation d'une contrainte additionnelle sur les courbes à charge partielle et l'identification de la nature mal-conditionnée du problème inverse y est discutée.

Le chapitre 4 contient le deuxième article de conférence nommé «CALIBRATION OF ENERGYPLUS HVAC MODELS USING OPTIMIZATION» présenté à eSim 2016, conférence bisannuelle d'IBPSA-Canada sur l'avancement de la simulation de la

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

performance des bâtiments et de ses applications (4 au 5 mai 2016 à Hamilton, Ontario (Canada)). Cet article vise à vérifier si des données mesurées peuvent être utilisées par le logiciel EnergyPlus en vue d'effectuer l'estimation des paramètres avec des données synthétiques. L'article démontre l'utilisation d'une méthode d'imposition dans le logiciel EnergyPlus couplée à l'utilisation du logiciel d'optimisation GenOpt. L'estimation des paramètres des modèles d'équipement CVCA sous différentes configurations y est présentée avec différents tests de la méthode d'estimation.

Le chapitre 5 propose un article de journal intitulé «CALIBRATION OF ENERGYPLUS HVAC MODELS USING SEQUENTIAL OPTIMIZATION» soumis au Journal of Building Performance Simulation. Cet article vise à tester les différentes méthodes développées avec des données synthétiques et avec des données mesurées issues d'un système de contrôle. L'article présente une approche de calibration élargie utilisant une méthode de sensibilité globale, visant à réduire la dimension du problème d'optimisation, ainsi qu'une étude de cas sur des données issues d'une unité de ventilation d'un bâtiment universitaire. Les profils simulés avec le modèle calibré respectent les critères des lignes directrices 14-2002 de l'ASHRAE.

Le chapitre 6 présente une discussion générale des résultats issus des articles présentés suivie d'une conclusion et de recommandations pour des travaux futurs de recherche. Finalement, deux annexes détaillant les procédures utilisées pour effectuer l'imposition des variables d'états dans le logiciel EnergyPlus et l'estimation des paramètres avec GenOpt viennent compléter ce mémoire.

CHAPITRE 3

CALIBRATION DE MODELES D'EQUIPEMENTS CVCA SOUS TRNSYS AVEC UN ALGORITHME EVOLUTIONNAIRE[1]

Gilbert Larochelle Martin[a], Hervé F. Nouanegue[b], Karine Lavigne[b]
Simon Sansregret[b], Danielle Monfet[a]

[a] Département de génie de la construction, École de technologie supérieure,
1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3
[b] Laboratoire des technologies de l'énergie, Institut de recherche d'Hydro-Québec,
600 Avenue de la Montagne, Shawinigan, Québec, Canada G9N 7N5

Article publié dans le compte-rendu du XIIème Colloque Interuniversitaire Franco-Québécois sur la Thermique des Systèmes ayant eu lieu du 8 au 10 juin 2015 à Sherbrooke, Québec (Canada).

La calibration d'un modèle énergétique de bâtiment requiert plusieurs valeurs de paramètres qui sont inconnus ou dépendants d'information difficile à acquérir pour répondre aux exigences du Guideline 14-2002 de l'ASHRAE. La méthode de calibration proposée utilise une approche séquentielle pour formuler les différents problèmes d'optimisation permettant la calibration des modèles d'équipement. Les équipements sont modélisés avec le logiciel TRNSYS et Matlab est utilisé pour effectuer la résolution du problème d'optimisation avec un algorithme génétique. Des données synthétiques générées avec EnergyPlus ont été utilisées afin de tester la méthodologie développée. Les paramètres pouvant être calibrés ont été identifiés selon les points de mesures typiquement disponibles dans les systèmes réels. L'effort de recherche se veut une première étape vers l'automatisation d'un processus de calibration des modèles d'équipement de systèmes CVCA dans un modèle énergétique du bâtiment.

[1] Version révisée de l'article.

3.1 Introduction

La consommation énergétique des secteurs résidentiels, commerciaux et institutionnels représente 28 % de toute l'énergie secondaire consommée au Canada (2013). Depuis la crise du pétrole de 1973, la réduction de la consommation énergétique a connu un essor constant. Plusieurs initiatives visent à réduire la consommation des bâtiments et les programmes d'efficacité énergétique utilisent de plus en plus les outils de simulations pour identifier les opportunités d'économie d'énergie et quantifier plus précisément leurs impacts. Lors de la simulation de bâtiments existants, il est important de comparer les résultats du logiciel utilisé avec des mesures de consommation. Le modèle doit alors être calibré en utilisant les différentes mesures disponibles. La calibration d'un modèle se définit comme l'ajustement de données d'entrée d'un logiciel afin de réduire la différence entre les données simulées et mesurées (Monfet et Zmeureanu, 2013). Un modèle bien calibré permet une analyse plus complète et détaillée des profils thermiques et/ou électriques d'un bâtiment, d'obtenir le détail de la consommation par usages, un calcul plus précis des périodes de retour sur investissement, d'utiliser un modèle calibré pour l'implantation de comissionning en continu ou de détection de fautes ainsi que le développement de séquence de contrôle optimale pour une opération normale ou en gestion de la demande.

Dans le domaine du bâtiment, plusieurs approches de calibration ont été répertoriées (Reddy, 2006), incluant l'utilisation de signature énergétique (Yoon, Lee et Claridge, 2003) ou signatures de calibration et caractéristique du bâtiment (Liu et al., 2003), d'approches analytiques d'optimisation (Liu et al., 2003; Sun et Reddy, 2006; Yoon, Lee et Claridge, 2003), d'approches stochastiques basées sur des techniques heuristiques et simulations Monte-Carlo (Reddy, Maor et Panjapornpon, 2007a; 2007b). Les données utilisées pour procéder à la calibration et les efforts requis varient d'une méthode à l'autre.

Le processus de calibration peut être complété manuellement en utilisant différentes méthodes de visualisation des résiduels (Bou Saada et Haberl, 1995). Toutefois, ce processus nécessite un investissement en temps important et la qualité du modèle final dépend

largement du modeleur. En effet, l'élaboration d'un modèle calibré manuellement d'un bâtiment peut nécessiter plusieurs mois à certains modeleurs, qui devant l'ampleur de la tâche, se résignent à changer aléatoirement les différentes entrées du logiciel afin d'obtenir une simulation dite calibrée (Waltz, 2000). Un projet de recherche de l'ASHRAE répertoriant la littérature existante sur la calibration de modèle énergétique du bâtiment a été effectué (Reddy, 2006) pour développer une approche de calibration automatisée permettant la calibration avec l'utilisation d'une technique d'optimisation (Reddy, Maor et Panjapornpon, 2007a). Toutefois, la méthode proposée utilise des données mensuelles, ce qui ne permet pas d'obtenir des profils horaires correctement calibrés pour les différentes sources d'énergie (Gestwick et Love, 2014).

Une approche de calibration plus systématique est donc requise. De ce fait, une méthodologie basée sur une hiérarchisation des différentes sources d'informations disponibles et d'un contrôle rigoureux des différentes modifications apportées au modèle a été proposée (Raftery, Keane et O'Donnell, 2011). Toutefois, il n'est pas toujours simple d'obtenir la documentation nécessaire et l'investissement en temps reste important. Pour faciliter la tâche aux modeleurs moins expérimentés, un outil de calibration assistée, identifiant pour le modeleur les entrées les plus susceptibles de causer les différences entre la simulation et les données de consommation du bâtiment en utilisant des modèles de régression a aussi été développé (Lavigne, 2009). Typiquement, la calibration du modèle est effectuée avec les données de consommation mensuelle fournies par l'entreprise de services énergétiques. Toutefois, il est important que la calibration du modèle soit faite au niveau du bâtiment, mais aussi de l'équipement, ce qui est souvent négligé (Maile, Bazjanac et Fischer, 2012). La mauvaise modélisation de différents sous-systèmes peut tromper le modeleur puisque le modèle peut quand même représenter adéquatement les données mensuelles mesurées sans pour autant être une bonne représentation du comportement réel du bâtiment (Coakley et al., 2011). Une méthode dite de bas en haut débutant par la calibration des débits et des températures à la zone pour ensuite monter vers les différents systèmes secondaires et primaires a été proposée (Zibin, Zmeureanu et Love, 2013). Certaines données d'entrée du

logiciel sont déterminées à partir de régressions linéaires ce qui permet une certaine automatisation du processus.

Le contrôle des systèmes CVCA d'un bâtiment se fait de plus en plus à l'aide de contrôles digitaux. Ces contrôles permettent d'obtenir de l'information supplémentaire sur le fonctionnement et la performance des systèmes. Dans toutes les méthodes proposées, peu d'attention est accordée à l'utilisation des données mesurées par ces types de contrôles, qui ont un grand nombre de capteurs et de variables à utiliser pour effectuer la calibration d'un modèle détaillé d'un bâtiment. Face à cette problématique, une approche de calibration automatisée de modèles de composantes CVCA avec le logiciel TRNSYS en utilisant une technique d'optimisation est proposée. Cette approche permet de procéder à l'identification des différents paramètres du logiciel de simulation à partir de données colligées par le système d'automatisation du bâtiment.

3.2 Méthodologie

Pour effectuer la calibration des différents modèles d'équipement, une méthodologie d'estimation ponctuelle des différents paramètres a été développée sous TRNSYS et Matlab. Les modèles TRNSYS, appelés types, prennent des données d'entrées, effectuent un calcul avec des paramètres et retournent des données de sortie. Pour chacun des équipements, les paramètres des types sont estimés en utilisant des données synthétiques. La méthodologie utilisée est décrite dans les Sections 3.2.1 à 3.2.3 et illustrée à la figure 3.1.

3.2.1 Données synthétiques

Les données synthétiques sont générées avec le logiciel EnergyPlus pour un bâtiment de référence. Les profils de données sous-horaires synthétiques incluent différentes variables d'état utilisées par le logiciel ($\dot{m}$,w,T). Ainsi, une simulation utilisant des paramètres par défaut est lancée. Avec les résultats de cette simulation, différents profils des variables d'état à l'intérieur du système CVCA du bâtiment modélisé sont obtenus. Ces profils sont définis comme des données synthétiques (Reddy et Claridge, 1994) issues de la simulation. Cette

méthode permet d'obtenir des données représentant adéquatement le contenu d'information des différents points de mesures sélectionnés en éliminant les multiples sources d'erreur associées aux données mesurées venant compliquer l'estimation des paramètres des modèles d'équipement.

3.2.2 Préparation du modèle TRNSYS

Le modèle du système à calibrer est développé dans TRNSYS. Les mesures des variables d'états issues d'EnergyPlus sont utilisées pour générer le profil objectif dans TRNSYS avec des paramètres de références. Le profil objectif représente donc les données de sorties du modèle TRNSYS générées avec des paramètres de référence en utilisant les profils de variables d'états issues d'EnergyPlus.

3.2.3 Optimisation des paramètres

Les différents paramètres des modèles d'équipement sont par la suite estimés à partir du profil objectif par un algorithme d'optimisation numérique. L'objectif étant de retrouver les mêmes paramètres utilisés pour la génération du profil objectif obtenu à la section 3.2.2. Les données simulées ($\hat{y}_i$), les données synthétiques (y_i), le nombre de données mesurées (n) ainsi que le nombre de paramètres du modèle TRNSYS (p) sont utilisés dans le calcul de l'erreur quadratique moyenne (équation (3.1)) servant de fonction objectif dans le problème d'optimisation.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)}{n - p}} \tag{3.1}$$

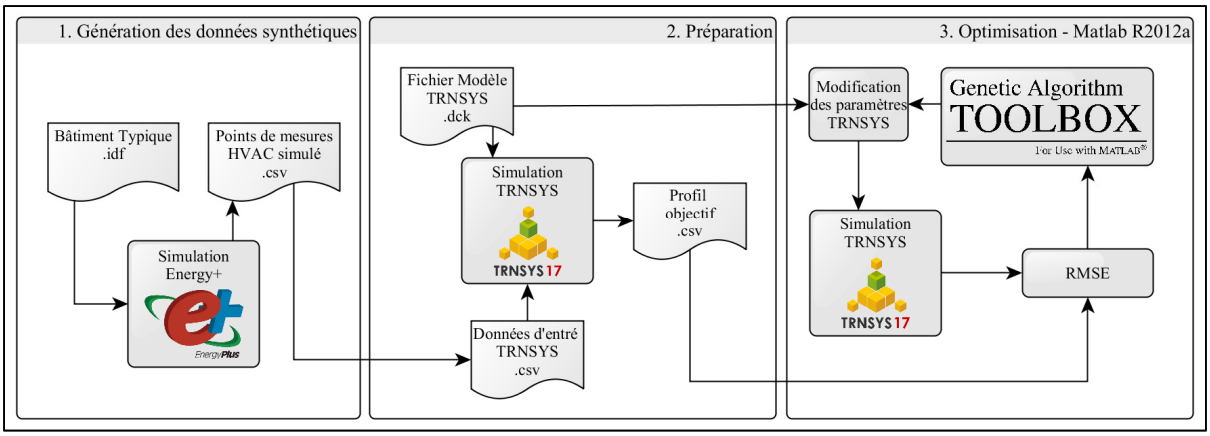


Figure 3.1 Méthodologie d'estimation ponctuelle
des différents paramètres de Types TRNSYS

Un algorithme d'optimisation génétique est utilisé sous Matlab pour résoudre le problème d'optimisation et ainsi estimer les différents paramètres des modèles d'équipements (Chipperfield, Fleming et Pohlheim, 1994). Ce type d'algorithme évolutionnaire permet d'éviter les minima locaux et de trouver le minimum global de la fonction objectif. Les différents paramètres du modèle TRNSYS sont utilisés comme vecteur de conception dans le problème d'optimisation. Les différents paramètres du vecteur **X** sont bornés avec des valeurs issues de limites physiques et avec des intervalles déterminés heuristiquement afin de limiter le domaine du problème.

3.2.4 Exemple

La figure 3.2 illustre une disposition typique d'une unité centrale de ventilation avec recirculation. Certains capteurs sont installés dans les systèmes afin d'effectuer un certain contrôle (débit, température). La méthode proposée permet de calibrer les différents types TRNSYS selon les mesures disponibles du système. La température de mélange T_m montré à la figure 3.2 serait utilisée pour effectuer la calibration du bloc A et la température d'alimentation T_s pour la calibration du bloc B. Les différents volumes de contrôles utilisés sont indiqués par les lignes pointillées. Les différents systèmes mécaniques d'un bâtiment

sont donc scindés en plusieurs volumes de contrôle pour effectuer la calibration des différents modèles d'équipements.

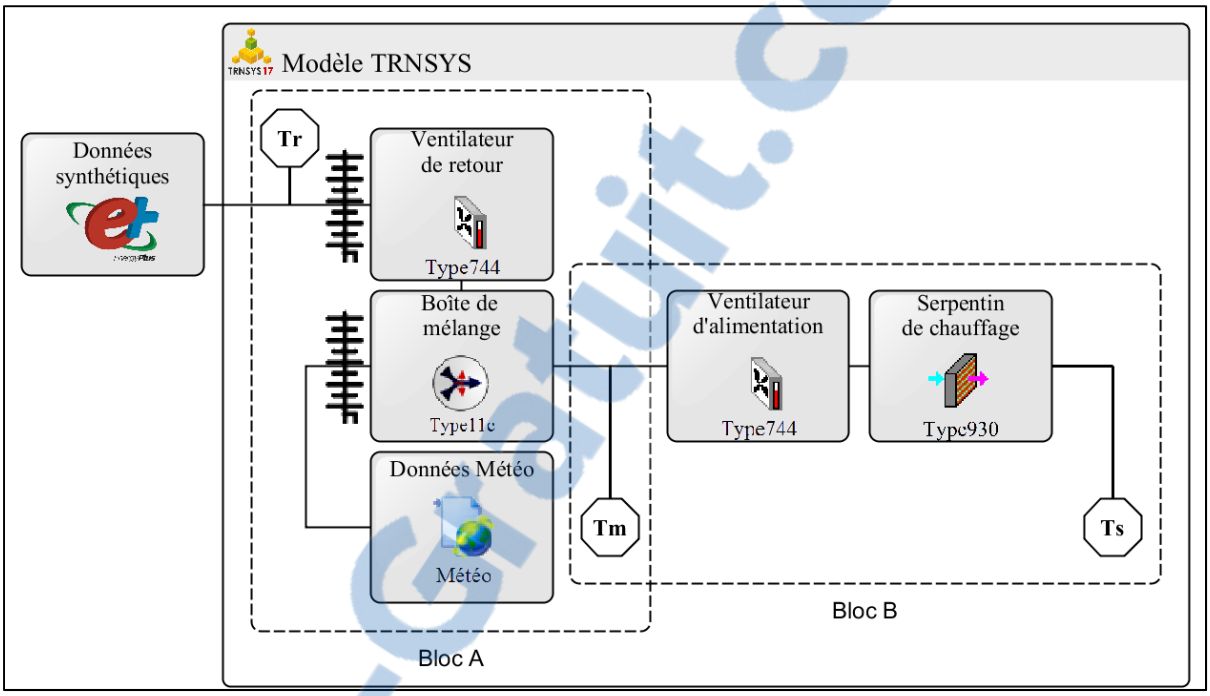


Figure 3.2 Exemple de calibration d'une unité de ventilation

3.3 Résultats

Un modèle doit rencontrer deux critères statistiques distincts pour être considéré comme calibré : le coefficient de variation de l'erreur quadratique (CV-RMSE) et le biais net moyen (NMBE). Selon, l'ASHRAE Guideline 14-2002 (ASHRAE, 2002), le CV-RMSE (équation (3.2)) doit être inférieur à 10 % pour des données mensuelles et à 30 % pour des données horaires. Le NMBE (équation (3.3)) doit être inférieur à 5% pour des données mensuelles et à 10 % pour des données horaires. Ces deux équations utilisent les mêmes variables que l'équation (3.1 en plus de la moyenne arithmétique des données synthétiques ($\bar{y}$).

$$\text{CV-RMSE} = 100 \times [\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{(n-p)}]^{1/2} / \bar{y} \tag{3.2}$$

Rapport-Gratuit.com

$$\mathrm{NMBE} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)}{(n-p) \times \bar{y}} \times 100 \tag{3.3}$$

Différentes conditions de l'algorithme ont été essayées (note 1 et 2 du Tableau 3.1) afin de faire l'estimation ponctuelle des différents paramètres des types TRNSYS. Chacun des cas ayant des conditions différentes est répété 5 fois avec des points de départ différents pour évaluer la répétabilité du processus d'estimation. Le Tableau 3.1 présente les résultats obtenus pour l'exemple du Bloc A défini à la section 3.2.4.

Tableau 3.1 Critères statistiques moyens pour le Bloc A
de l'exemple de la section 3.1.4

Cas	**T_m**		**T_s**	
	CV-RMSE	**NMBE**	**CV-RMSE**	**NMBE**
Cas #1	0.48	-2.68	0.01	-0.31
Cas #2	0.48	-4.05	0.01	-0.35
Cas #3	0.47	-2.85	0.01	-0.34
Cas #4	0.47	-3.87	0.01	-0.31

Note 1 Générations #1=25 #2=25 #3=50 #4=25
Note 2 Individus #1=10 #2=20 #3=25 #4=50

Dans tous les cas effectués, des modèles calibrés au sens des lignes directrices de l'ASHRAE ont été obtenus suite à l'estimation des paramètres avec l'algorithme génétique.

3.3.1 Problème mal conditionné

Lors de l'inspection des résultats, une forte variation des estimés des paramètres a été observée. L'équation (3.4) définit la relation entre la puissance et le débit utilisée par le type 744 du logiciel TRNSYS compris dans le Bloc A.

$$\frac{\dot{P}}{\dot{P}_{nom}} = a_0 + a_1 \frac{\dot{m}}{\dot{m}_{nom}} + a_2 \left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{nom}}\right)^2 + ... \tag{3.4}$$

Le débit nominal ($\dot{m}_{nom}$) ainsi que les coefficients (a) sont les paramètres utilisés dans le vecteur **X** du problème d'optimisation. Le Tableau 3.2 présente l'erreur relative entre les estimés des paramètres obtenus par optimisation et les paramètres de référence utilisés à la section 3.2.2 pour la calibration du bloc A avec les conditions d'algorithme du cas #1. Le résultat du calcul de l'erreur quadratique pour l'itération 2 et 3 est le même bien que les paramètres utilisés pour la simulation TRNSYS soient différents.

Tableau 3.2 Erreur relative des estimés par rapport aux paramètres de référence pour la calibration du bloc A en utilisant les conditions du Cas #1

Itération	**Tm**					
	ObjF(X)	$\dot{m}_{nom}$	a_0	a_1	a_2	a_3
1	0.06064	8.24	13.88	8.08	5.10	13.88
2	0.06066	1.02	3.53	17.96	8.08	0.55
3	0.06066	7.61	6.35	9.18	0.55	12.47
4	0.06088	6.35	18.43	6.82	7.92	12.16
5	0.06092	4.31	3.84	13.57	2.12	8.86

Plusieurs valeurs de l'erreur quadratique moyenne relativement proches génèrent des estimés de paramètres très différents, ce qui semble indiquer que les modèles utilisés pour effectuer la calibration du bloc A et B sont mal conditionnés. Ce type de problème est en effet très sensible aux erreurs et la résolution de ceux-ci sans considération particulière peut mener à l'obtention de résultats dénudés de sens (Beck, 1998). Pour pallier à cette problématique, un terme de régularisation détaillé à la section 3.3.2 permettant de modifier le problème a été employé.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

3.3.2 Contrainte additionnelle

Afin d'arriver à de meilleurs estimés, une contrainte supplémentaire a été appliquée sur certains paramètres du modèle TRNSYS. En ajoutant la contrainte définie par l'équation (3.5), on force l'obtention d'une courbe normalisée par l'algorithme d'optimisation, c'est à dire qui passe par le point nominal d'opération (i.e. puissance maximale et débit maximal).

$$a_0 + a_1 + a_2 + ... + a_n = 1 \tag{3.5}$$

Cette contrainte n'est pas nécessairement respectée lorsque la régression est effectuée à partir d'une table de performance par exemple. La contrainte est appliquée au problème d'optimisation en utilisant une fonction de pénalité (équation (3.6)).

$$\tilde{f}\left(x,\mu\right) \triangleq f\left(x\right) + \mu \sum_{i=1}^{n} \max\left(0, g^{i}\left(x\right)\right)^{2} \tag{3.6}$$

Un terme est donc ajouté à la fonction objectif afin de s'assurer de la normalisation de la courbe à charge partielle. L'optimum est alors approximatif puisque la fonction objectif est modifiée. Le facteur de pondération du terme de pénalité est ajusté séquentiellement jusqu'à ce que l'optimum de la fonction tend à converger. Ce terme permet d'obtenir des résultats semblables au Tableau 3.1 tout en obtenant des estimations de paramètres répétables.

3.4 Conclusion et travaux futurs

Une méthodologie de calibration utilisant un algorithme d'optimisation pour effectuer l'estimation de différents paramètres de types TRNSYS est proposée. La méthode a été testée avec des données synthétiques générées avec un bâtiment de référence EnergyPlus. L'estimation est effectuée en minimisant l'erreur quadratique moyenne entre les données mesurées et simulées avec un algorithme génétique. Une contrainte additionnelle sur les coefficients de courbes à charge partielle est proposée pour régulariser le problème de calibration de modèle d'équipements CVCA considéré comme mal-conditionné.

Cette hypothèse ayant été effectuée par inspection, elle pourrait être confirmée de façon plus formelle en effectuant le calcul du conditionnement des regroupements de modèles (i.e. matrices) de TRNSYS. La considération des ressources informatiques nécessaire à l'estimation avec un algorithme génétique pourrait mener à la sélection d'un algorithme mieux adapté à la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. Toutefois, l'utilisation de données mesurées colligées dans des bâtiments pouvant être assujetties à plusieurs types d'erreurs et au mauvais fonctionnement d'équipements est une étape cruciale pour évaluer la validité de la méthode proposée. Des études de cas sur plusieurs bâtiments réels devraient donc être effectuées afin de confirmer la validité de la méthodologie.

.

CHAPITRE 4

CALIBRATION OF ENERGYPLUS HVAC MODELS USING OPTIMIZATION[2]

Gilbert Larochelle Martin[a], Danielle Monfet[a], Hervé F. Nouanegue[b], Karine Lavigne[b], Simon Sansregret[b]

[a] Department of construction engineering, École de technologie supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3
[b] Laboratory of Energy Technologies, Hydro-Québec Research Institute, 600 Avenue de la Montagne, Shawinigan, Québec, Canada G9N 7N5

Article publié dans le compte-rendu de la conférence «eSim 2016», conférence bisannuelle d'IBPSA-Canada sur l'avancement de la simulation de la performance des bâtiments et de ses applications ayant eu lieu du 4 au 5 mai 2016 à Hamilton, Ontario (Canada).

Calibration of building energy models is rarely performed in practice given the amount of time, information and expert knowledge required to perform this task. A calibrated simulation is a very useful tool to perform detailed energy analysis of buildings, evaluate different energy conservation measures, and to assess energy system performance. This paper proposes a methodology to modify a baseline energy model for calibration purposes. Using synthetic data and appropriate control volume, secondary level HVAC components model parameters are estimated using a constrained numerical optimization algorithm. Tests carried out in this paper indicated that certain parameters might not be of significant importance to be accounted for in the estimation process. The proposed methodology has the potential of supporting quick calibration of energy model sub-domains, which could lead to an improved global calibration and better prediction of the performance of HVAC systems.

[2] Version révisée de l'article.

4.1 Introduction

Building energy models (BEM) have reached an extremely high level of detail translating to thousands of inputs in simulation software. BEM are used mainly for code compliance in the design process to evaluate if the predicted building performance achieves a certain energy consumption requirement while maintaining indoor air quality and thermal comfort (ASHRAE 90.1, CNÉB 2011). The idea of using the same tools during the operation of the building is slowly gaining acceptance; BEM are useful tools to evaluate the performance of existing buildings as well. A calibrated BEM of an existing building can lead to more detailed and precise analysis of the thermal and electrical load profiles, end-uses repartitions, retrofits potential savings and return on investment. A calibrated BEM can also be used for continuous commissioning, fault detection, optimal control sequences, etc.

However, preparing a BEM for an existing building requires additional efforts and is quite challenging. The model development process is different since the information needed to specify the different model inputs is not easily accessible or non-existent. The performance of the heating, ventilation and air conditioning (HVAC) equipment might vary considerably from the manufacturer's data, in response to the real zone loads and actual schedules. The challenge lies in ensuring that the BEM output matches the measured data and correctly represents the behaviour and performance of the building.

To assess the quality of the BEM of an existing building, different criteria are proposed by ASHRAE Guideline 14-2002 (ASHRAE, 2002) in order to draw a line between an acceptable model and an unacceptable one. The first iteration of the BEM of an existing building has a good chance of falling short of the requirements outlined in the guideline. Model inputs then have to be adjusted to match the utility bills to reduce the discrepancies between simulated and measured data. This task is usually performed iteratively by an expert resulting in substantial engineering time investment that is rarely economically justifiable.

Direct digital control (DDC) of current HVAC systems provides an interesting source of information for many practical and research applications. It provides insights regarding the actual performance and operation of the building. However, there are still few applications where this source of data is used to assist the calibration problem.

In this paper a new calibration approach of building energy models that could further enhance the resolution of the calibration problem at the system level is proposed. This paper presents the proposed methodology, the EnergyPlus component models used, the input file modification strategy and a trial application with synthetic sensor data over selected component models and component models groups for a typical office building.

4.2 Methodology

The proposed methodology relies on using only part of the simulation model for calibration. The objective is to subdivide the over parametrized global calibration problem into multiple, smaller, more manageable endeavours. The problem of identification consists of first choosing a model and then determining the parameters of the models by fitting the data (Rabl, 1988). In this paper, the models are taken as the EnergyPlus component models. Figure 4.1 illustrates the different steps proposed for the calibration process.

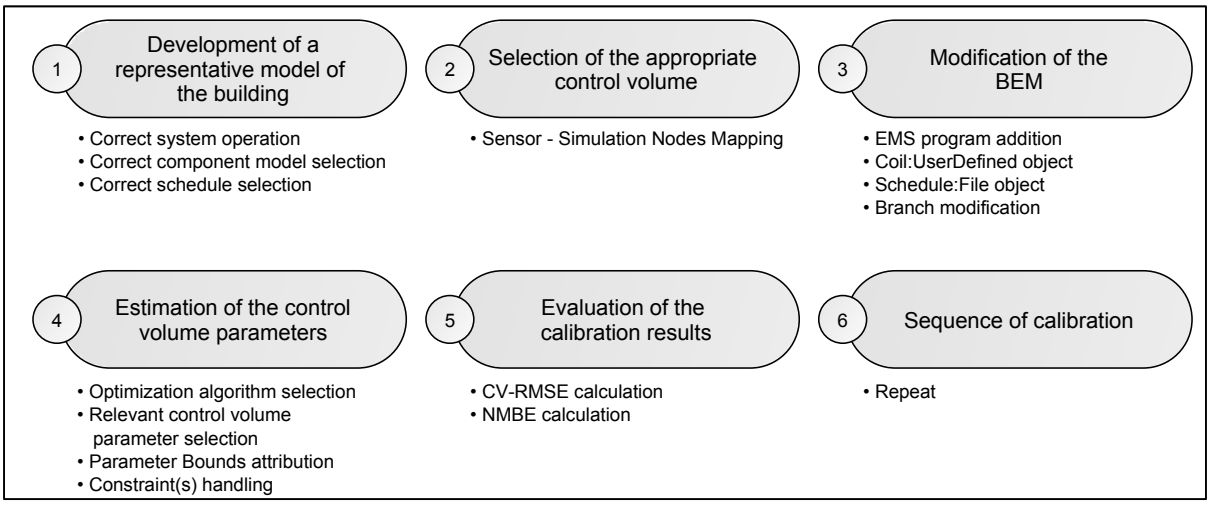


Figure 4.1 Different steps of the proposed calibration methodology

4.2.1 Development of a representative model of the building

The first step is the development of a model that adequately represents the characteristics of the existing building. Building geometry, architectural elements, surfaces boundary conditions and type of constructions are defined accordingly. The type of HVAC systems and component models correctly representing the expected performance and operation of the installed HVAC systems is needed (e.g. correct coil model, economizer controls, etc.)

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

4.2.2 Selection of the appropriate control volume

Using the available DDC sensors, a control volume over which the calibration will be performed must be selected. In this context, a control volume is defined as one or more equipment models. The inputs of the control volume are state variables and component models parameters. The outputs of the control volume are also state variables. Since controls and monitoring of HVAC systems is widely variable from one installation to the next, identification of the available measurement points and control volumes is made by the building energy modeler. Automatization of the corresponding DDC sensors to the simulation nodes (i.e. so-called “Mapping”) is out of the scope of this article.

4.2.3 Modification of the BEM

The developed model in step 1 is then modified to calibrate the control volume defined in step 2 using the measured DDC sensors trends directly into the simulation engine (i.e. EnergyPlus). The strategy used to perform this task is described in the section entitled EnergyPlus input data of this paper.

4.2.4 Estimation of the control volume parameters

Using the previously defined control volume in step 2, parameters influencing the control volume output state variables are expertly selected. Associated parameter bounds are attributed to each selected control volume parameter to limit the parameter space of the

optimization problem. As the output of building simulation software contains discontinuities (Wetter et Polak, 2004), specific numerical optimization techniques are to be employed to avoid reaching local minima in the objective function minimization. The objective function used to estimate the control volume parameters is defined in Equation (4.1).

$$\tilde{f}\left(x,\mu\right) \triangleq f\left(x\right) + \mu \sum_{i=1}^{n} \max\left(0, g^{i}\left(x\right)\right)^{2} \tag{4.1}$$

The objective function presents two terms. The first term is the least square estimator (LSE) defined in Equation (4.2) and is essentially a metric of distance between the observed ($\square_{\square}$, i.e. synthetic sensor data) and the iterated simulation generated data ($\widehat{\square}_{\square}$), defined as a function of the component models parameters ($\square$).

$$f(x) = LSE = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{4.2}$$

The use of this estimator assumes the following characteristics (Reddy, 2011) :

- errors should have zero mean;
- errors should be normally distributed;
- errors should have constant variance;
- errors should not be serially correlated;
- errors should be uncorrelated with the regressors;
- regressors should not have any measurement error;
- regressor variables should be independent of each other.

The second term is a regularization term used to help the optimization of the ill-posed problem (Larochelle Martin et al., 2015). The regularization coefficient ($\square$) is specific to each optimisation problem and was adjusted so that the first term of Equation (4.2) equals to the second terms for the first objective function evaluation. The second element of the second

Rapport-Gratuit.com

term of Equation (4.1) is the constraint on the coefficients of the fan part load factor polynomial curve as defined in Equation (4.3).

$$c_1 + c_2 + c_3 + c_4 + c_5 = 1 \tag{4.3}$$

This helps the estimation process by assuming a normalized fan part load factor curve (i.e. the curves passes through the nominal point of operation (maximum power and flow), which is not always the case when identifying the coefficients using tabulated manufacturers' data.

4.2.5 Evaluation of the calibration results

The resulting simulated control volume outputs are then compared with the original synthetic sensor data using the Guideline 14-2002 criteria as defined by Equations (4.4) and (4.5). It is recommended that the coefficient of variation of the root mean square error (CV-RMSE) be less than 10 % for monthly data or less than 30 % for hourly data. The net mean bias error (NMBE) should be less than 5% for monthly data or less than 10 % for hourly data.

$$\text{CV-RMSE} = [\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{(n-p)}]^{1/2} / \bar{y} \times 100 \tag{4.4}$$

$$\text{NMBE} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)}{(n-p) \times \bar{y}} \times 100 \tag{4.5}$$

Where (□) represents the number of data points, (□) the number of parameters included in the control volume and (□̄) the arithmetic mean of the synthetic sensor data. The use of those two equations to judge the validity of the calibration is arbitrary. Other criteria could be used but these are by far the two most commonly used by the scientific community for building model calibration.

4.2.6 Sequence of calibration

This methodology creates multiples control volumes in the building model for which the parameters can be independently estimated. Hence, the HVAC component models are optimized sequentially using synthetic sensor data.

4.3 EnergyPlus component models

In this paper, only a few component models are used to test the proposed methodology over a typical part of an air-heating system. To adequately understand the proposed methodology, a brief review of the EnergyPlus component models used is essential. The analysis is presented only for specific fan and heating coil models and the only considered state variables are the air stream mass flow rate (□̇) and temperature (□) since the models outlined in this paper do not influence the absolute humidity. The models and their parameters are presented in this section.

4.3.1 Fan models

Two EnergyPlus fan models have been used to evaluate the methodology: the *Fan:ConstantVolume* and *Fan:VariableVolume*. The *Fan:ConstantVolume* model is a constant volume fan that is in operation over the entire simulation time step as shown in Equations (4.6) and (4.7).

$$\dot{Q}_{tot} = \left(\frac{\dot{m} \cdot \Delta P}{\eta_{tot} \cdot \rho_{air}} \right) \tag{4.6}$$

$$\dot{Q}_{toair} = \eta_{motor} \cdot \dot{Q}_{tot} + \dot{Q}_{tot} \left(1 - \eta_{motor}\right) f_{motortoair} \tag{4.7}$$

The mass flow rate (□̇), pressure differential (Δ□), the total fan efficiency (□□□□) and standard air density (□□□□) are used to calculate the fan power (□̇□□□). The motor efficiency (□□□□□□) and motor in-stream boolean (□□□□□□□□□□□□) are then used to

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

compute the energy transfer to the air stream. The *Fan:VariableVolume* component model varies the fan power using the polynomial expressed in Equation (4.8).

$$f_{pl} = c_1 + c_2\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{design}}\right) + c_3\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{design}}\right)^2 + c_4\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{design}}\right)^3 + c_5\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{design}}\right)^4 \tag{4.8}$$

The total fan power is then modified using this fraction as described in Equation (4.9).

$$\dot{Q}_{tot} = f_{pl}\left(\frac{\dot{m}\cdot\Delta P}{\eta_{tot}\cdot\rho_{air}}\right) \tag{4.9}$$

4.3.2 Heating coil models

Two EnergyPlus heating coil models have been used to evaluate the methodology: the *Electric Air Heating Coil* and the *Hot-Water-Based Air Heating Coil*. A short description of the models is presented. The *Electric Air Heating Coil* component model simply adds the energy in the air stream using user input efficiency (i.e. 100 %). The capacity of the coil (Equation (4.10)) at a given time step is controlled by a *SetpointManager* object.

$$\dot{Q}_{coil} = \dot{m}c_p\left(T_{Setpoint} - T_{Coil_{inlet}}\right) \tag{4.10}$$

The *Hot-Water-Based Air Heating Coil* component model is modeled as a ε-NTU heat exchanger. The heat transfer rate is calculated at each timestep from the specified UA value at design temperatures and flowrates and maximum capacity using Equation (4.11).

$$\begin{gathered}\varepsilon = 1 - \exp\left(\frac{e^{-NTU\cdot Z\cdot\varphi} - 1}{Z\cdot\varphi}\right)\\ \varphi = NTU^{-0.22}, Z = \frac{\dot{C}_{min}}{\dot{C}_{max}}\end{gathered} \tag{4.11}$$

4.4 EnergyPlus Input Data

The methodology described above contains the hypothesis that sensor data can be used directly into the simulation engine at a specific point in the HVAC systems. However, no specific input object is available in EnergyPlus to perform this task. Therefore, to pass down the sensor data into the simulation software, an additional component must be added. This is not new to building performance simulation as workarounds have been used for years in DOE2.2 models (Zweifel et Achermann, 2003).

In the proposed methodology, a virtual heat exchanger is inserted before the desired input point to pass down the synthetic sensor data to each simulation used in the optimization process. More specifically, the Coil:UserDefined object and an Energy Management System (EMS) program are used to transfer the data from text files to the required node of the simulation software. Since the EnergyPlus software uses a predictor-corrector scheme based on zone loads to model the HVAC systems, the calling point of the EMS program was expected to be of importance. All the calling points explicitly available to the user were tested with no difference to the output of the control volumes described in this paper. The effects of these modifications to the input file on the simulation results were investigated to validate the proposed methodology. A small difference between the simulated temperature profiles with the proposed input file modification and the original simulation was noticed on the output temperature of the control volume (i.e. min ± 0.0001ºC, max ± 0.06ºC). The value of the imposed flow rate is exactly the same. Since measured data will undoubtedly contain a level of uncertainty greater than the induced error from the input file modification, this method was considered acceptable to be used as part of the proposed methodology.

4.5 Synthetic sensor data

To test the proposed steps of the methodology, different BEMs were developed to assess different aspects of the estimation process. Figure 2 illustrates the typical shoebox building geometry used for the different building models.

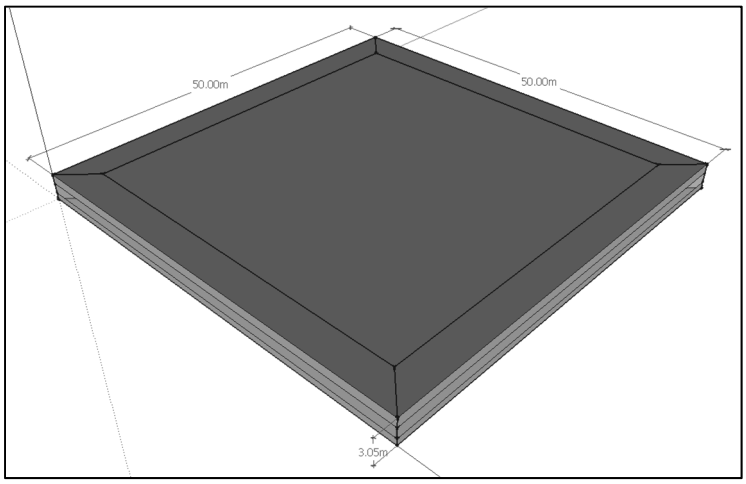


Figure 4.2 Geometry of the BEM used for the cases

The building is a single story, 2500 m² (26 909 ft²) office with a 40 % window to wall ratio. The different building characteristics were derived from ASHRAE 189.1-2009 (ASHRAE, 2009) resulting in an exterior walls insulation value of 2.07 RSI (R-11.75), a roof insulation value of 4.35 RSI (R-24.7) and a window U-value of 2.56 W/m²·ºK (U-0.451 BTU/(h·ft²·ºF)). The different HVAC systems are available from 6:00 to 21:00 and electric baseboards are used to provide heating whenever required during the unoccupied period. The simulation is performed at a 15 minutes timestep over a period of one week to generate the system level state-variables that are used as synthetic sensor data. At this stage, the methodology is focusing on heating systems; therefore, the first week of January was used to complete the calibration. The underlying assumption is that a week of error-free simulated data is enough to estimate the given model parameters to obtain a data fit that respects the Guideline 14-2002 criteria (ASHRAE, 2002). As previously specified, the proposed models do not modify the moisture content of the air. The only state variables used are the mass flow

rate and temperature of the air stream. Figure 3 illustrates the interaction between the different files and tools used to generate the synthetic sensor data and estimate the control volume selected parameters.

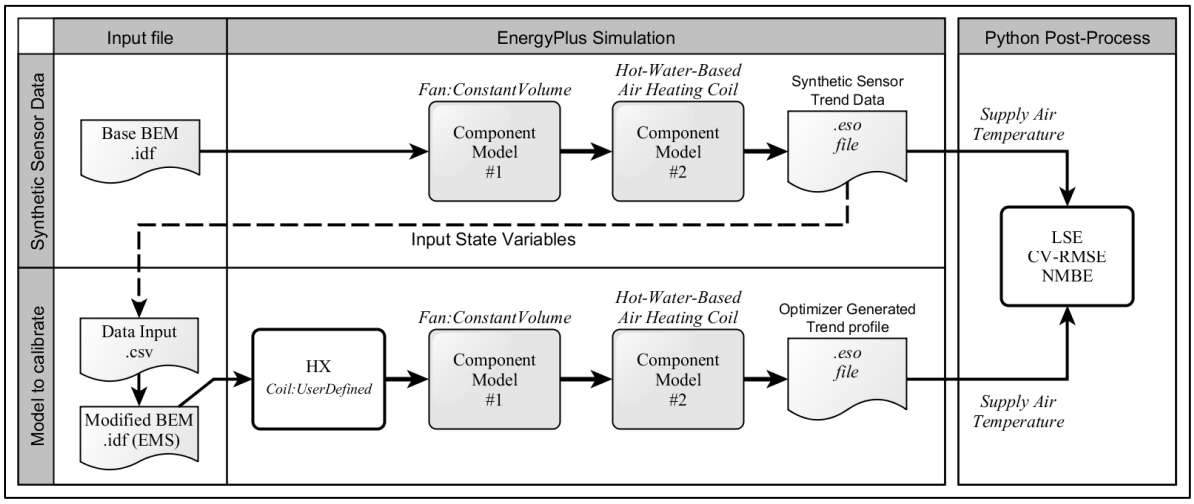


Figure 4.3 Diagram of the method used to calibrate
the components models of the case #5 (Table 4.2)

Three different tests are performed with synthetic sensor data generated with different BEMs prior to the estimation with measured data to test the methodology and tools used (Bos, 2007). First, the model is run with the default component model parameters used to generate the synthetic sensor data (Test A). This test provides the expected minimum of the objective function using the proposed data input method as described in this paper. Secondly, the estimation of the control volume parameters is attempted using the same component models parameters as the algorithm initial point (Test B). This test provides the expected minimum objective function using the chosen optimization algorithm coupled to the data input strategy. Lastly, slightly varied values (i.e. ± 5 %) of the component parameters used in the previous two tests are used as initial point (Test C) to evaluate convergence near the expected global minima. The description of each test is presented in table 4.1.

Table 4.1 Description of the parameter estimation tests performed using synthetic data

	Test A	**Test B**	**Test C**
Synthetic data (y_i)	EnergyPlus	EnergyPlus	EnergyPlus
Simulated output ($\hat{y}_i$)	EnergyPlus with workaround	EnergyPlus with workaround	EnergyPlus with workaround
Optimisation	no	yes	yes
Initial parameter values	Synthetic data parameters	Synthetic data parameters	± 5 % Synthetic data parameters

These three different tests are performed for each of the cases described in Table 4.2 for the BEM of the building presented in Figure 4.2. Each of the cases includes a control volume of one or more EnergyPlus component models located on a single air stream.

Table 4.2 Description of the cases used to evaluate the proposed methodology

Case	**Case description**
1	Fan:ConstantVolume
2	Fan:VariableVolume
3	Hot-Water-Based Air Heating Coil
4	Electric Air Heating Coil
5	Fan:ConstantVolume + Hot-Water-Based Air Heating Coil
6	Fan:ConstantVolume + Electric Air Heating Coil
7	Fan:VariableVolume + Hot-Water-Based Air Heating Coil
8	Fan:VariableVolume + Electric Air Heating Coil
9	Hot-Water-Based Air Heating Coil + Fan:ConstantVolume
10	Hot-Water-Based Air Heating Coil + Fan:VariableVolume
11	Electric Air Heating Coil + Fan:ConstantVolume
12	Electric Air Heating Coil + Fan:VariableVolume

Since the models used in the cases do not influence the vapor content of the air and the mass of air, the control volume temperature output is used to estimate the associated parameters. Table 4.3 presents the list of selected control volume parameters expected to influence the control volume output temperature. For the Fan:VariableVolume component model, the fifth polynomial coefficient of Equation (4.8) is taken as void and was not included in the control volume parameters. Parameter bounds are then used to limit the parameter space of the optimization problem. The upper and lower bounds were taken as ± 20 % of the values used to generate the synthetic sensor data.

Table 4.3 Description of the cases control volume parameters

Component Model	**parameter description**
Fan:Constant Volume	P1: Fan Total Efficiency P2: Motor Efficiency P3: Motor In Airstream Boolean P4: Pressure Rise (Pa)
Fan:Variable Volume	Fan:Constant Volume + P5 to P8 : Fan Part load power polynomial $_1$ to $_4$
Hot-Water-Based Air Heating Coil	P9: Rated Capacity P10: UA Value P11: Maximum Water Flow Rate
Electric Air Heating Coil	P9: Rated Capacity

Depending on the selected control volume, specific algorithms might be better suited depending on the nature of the selected parameters (i.e continuous vs discrete). For the scope of this article, the optimization algorithm used to minimize the objective function is an hybrid generalized pattern search algorithm with particle swarm optimization algorithm (Wetter, 2008) with the parameters described in Table 4.4.

Table 4.4 Hybrid optimization algorithm parameters

Parameter	Value
MaxIte	2000
MaxEqualResults	5
NeighborhoodTopology	vonNeumann
NeighborhoodSize	5
NumberOfParticle	20
Seed	1
CognitiveAcceleration	2.8
SocialAcceleration	1.3
MaxVelocityGainContinuous	0.5
MaxVelocityDiscrete	4
ConstrictionGain	0.5
MeshSizeDivider	2
InitialMeshSizeExponent	0
MeshSizeExponentIncrement	1
NumberOfStepReduction	4

4.6 Results

Table 4.5 presents the objective function (Equation (4.1)) values obtained for each of the previously described tests for each of the cases. The objective function value obtained in test A are expected to be the absolute minimum of the objective function as it represents the comparison of the generated synthetic sensor data with the data generated with the modified input file using the same control volume parameters. The magnitude of the resulting objective function value varies considerably from one case to another. This might indicate that certain component models are more or less sensitive to the data input strategy used in this paper. Lower values in test B or test C than test A indicates that a different combination

of the case control volume parameters coupled with the input file modification proposed earlier produces a lower objective function value than with the parameters used to generate the synthetic sensor data.

If small variations of the objective function value produces a large difference in the parameters estimates, this could indicate that not all the selected parameters of the control volume have an important effect on the temperature output. The small differences produced by the model modification (i.e. min ± 0.0001ºC, max ± 0.06ºC) are expected to be less than the actual accuracy of the installed sensor. If a parameter varies considerably from the known exact value with such small differences, its estimation using real measurements might prove difficult.

Table 4.5 Objective function values obtained for the different cases for each synthetic data validation tests

Case (Table 4.2)	**Test A**	**Test B**	**Test C**
1	3.18e-03	8.71e-04	8.71e-04
2	3.62e-02	8.13e-07	1.77e-07
3	8.68	9.34	9.34
4	3.18e-03	0.25	0.25
5	1.28	9.51e-02	9.49e-02
6	1.22	2.54e-01	2.54e-01
7	12.98	9.92	9.92
8	45.78	43.43	43.63
9	1.25	7.64e-02	8.24e-02
10	10.98	10.54	10.54
11	1.22	2.54e-01	2.54e-01
12	153.38	149.31	149.32

Rapport-Gratuit.com

The cases that included a heating coil (i.e. Case 3 and up) gave erratic parameter estimates values if the deck temperature setpoint is always reached during the selected run period. Different values of the heating coil model parameters will give a very low objective function value if the coil capacity is not exceeded. This might be a sign that not all the data points are relevant to the estimation process outlined in this paper and that a pre-selection of useful data points could benefit the proposed methodology.

Table 4.6 presents the obtained CV-RMSE and NMBE for the given cases of Table 4.2. The values presented in Table 4.6 all greatly exceed the requirements of ASHRAE Guideline 14-2002 (ASHRAE, 2002).

Table 4.6 Relative difference between the original and estimated parameter values for test C applied to the cases of Table 4.2

Case	P1, %	P2, %	P3, %	P4, %	P5, %	P6, %	P7, %	P8, %	P9, %	P10, %	P11, %	CV-RMSE, %	NMBE, %
1	2.9	-15.6	C	4.0	-	-	-	-	-	-	-	3.3e-03	3.7e-06
2	-1.3	-11.1	C	-2.6	7.4	-7.9	13.7	4.4	-	-	-	6.6e-05	1.1e-09
3	-	-	-	-	-	-	-	-	-12.0	0.0	-20.0	5.8e-01	6.9e-02
4	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.3	-	-	6.3e-02	1.2e-03
5	12.9	-5.6	C	-17.0	-	-	-	-	-14.8	5.0	16.0	3.8e-02	4.6e-04
6	-12.1	-2.8	I	-7.0	-	-	-	-	0.0	-	-	6.3e-02	1.2e-03
7	9.0	-14.8	I	-19.0	-17.8	19.9	19.9	-1.6	-3.7	0.0	-3.2	6.0e-01	7.3e-02
8	7.3	-12.2	I	9.0	-10.1	16.4	-4.7	-10.8	0.0	-	-	1.2	3.0e-01
9	6.7	-12.2	I	-5.0	-	-	-	-	-6.8	5.0	-19.0	3.5e-02	3.9e-04
10	3.0	-7.9	C	9.0	-5.2	14.1	-3.3	-8.8	-0.2	-	-	1.1654	3.0e-01
11	1.4	-17.8	C	-6.0	-	-	-	-	0.0	-	-	6.3e-02	1.2e-03
12	-19.9	-8.6	C	20.0	0.0	-4.6	3.7	-5.8	0.0	-	-	2.0	0.9

* C : Correct, I : Incorrect for Boolean parameter

Those two criteria have been arbitrary applied to building simulation calibration and they might not be relevant for equipment level performance evaluation. The use of other criteria to compare temperature profiles in the context described in this paper could be investigated. Table 4.6 presents the relative difference between the original control volume parameters used to generate the synthetic sensor data and the parameter estimates values obtained in test

C of the proposed methodology. By inspecting Table 4.6, one remarks that even if the objective function values of Table 4.5 are very small, there is still a large gap for some parameters estimates of test C and the parameters used to generate the synthetic sensor data and the parameter estimates values obtained in test C (i.e. values approaching the ± 20% used as parameter bounds).

An additional test could take the form of a random number generator providing the initial starting point of the optimization algorithm. This would provide (1) a test that the algorithm converges over the entire parameter space and (2) a distribution of the different parameters estimates. This would give a better overview than the values presented in Table 4.6.

4.7 Conclusion

In this paper a methodology to estimate secondary level HVAC component parameters and a method to input data into an EnergyPlus model were proposed. The different tests of the proposed methodology using synthetic sensor data are performed to evaluate the expected behaviour of the estimation process with almost error free measurements prior to the application using real building measured. The results showed that certain expertly selected control volume parameters might not affect significantly the output to be estimated by the proposed process. The identification of the control volume most influent parameters over the output used in the estimation process might help achieve better parameter estimates. The estimation of component model parameters is not only a function of the number of data points, but the operation of the system during the acquisition of those data points. The development of control volume specific rules for selecting the appropriate data from larger datasets could benefit the proposed methodology. The use of statistical synthetic sensor data (i.e. white noise) and random starting point in additional tests could further evaluate the methodology before applying it to real sensor measurements given the expected non-negligible sensor drift and uncertainty.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Finally, the trial application of the proposed methodology case studies on well-maintained secondary level HVAC equipment used in a real building with well-defined operation using sensor data acquired by a building control system is the defining test to verify the applicability of the proposed methodology to real world problems.

4.8 Acknowledgement

The author acknowledges the support from the École de technologie supérieure, the Fonds de recherche du Québec - Nature et technologies (FRQ-NT) and Hydro-Québec. Computations were made on the supercomputer Guillimin from McGill University, managed by Calcul Québec and Compute Canada. The operation of this supercomputer is funded by the Canada Foundation for Innovation (CFI), NanoQuébec, RMGA and the Fonds de recherche du Québec - Nature et technologies (FRQ-NT).

4.9 Nomenclature

= Efficiency

= regularization coefficient

= efficiency

= density (kg/m³)

= polynomial coefficient

= heat capacity (J/kgºK)

= heat capacity rate (J/sºK)

CV-RMSE = coefficient of variation of the root mean square error

EMS = Energy Management System

= power fraction

= motor in-stream boolean

$\sim$ = approximate objective function

LSE = least square estimator

= mass flow rate (kg/s)

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

= number of data points

NMBE = Net mean bias error

= number of model parameters

Δ = pressure differential (Pa)

$\dot{Q}$ = Power

NTU = Number of transfer units

T = Temperature

= iterated simulation data

$\sim$ = synthetic sensor data

CHAPITRE 5

CALIBRATION OF ENERGYPLUS HVAC MODELS USING SEQUENTIAL OPTIMIZATION

Gilbert Larochelle Martin[a], Danielle Monfet[a], Hervé F. Nouanegue[b], Karine Lavigne[b], Simon Sansregret[b]

[a] Department of construction engineering, École de technologie supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3
[b] Laboratory of Energy Technologies, Hydro-Québec Research Institute, 600 Avenue de la Montagne, Shawinigan, Québec, Canada G9N 7N5

Article soumis à la revue «Journal of International Building Performance Simulation Association» en août 2016

An approach to automatically calibrate secondary level HVAC system components found in building energy models is presented in this paper. Sensors commonly used to control or monitor performance are used to identify control volumes within a system for calibration purposes. These control volumes are then modelled and simulated in EnergyPlus using measured data as state variables. Parameter screening is performed to identify the influential parameters, which are then estimated using a numerical optimization algorithm. The calibration process is validated with measured trend data from an academic building. The results of a case study on the HVAC system of a university building show that a calibrated HVAC model under the ASHRAE guideline 14-2002 can be attained using the proposed approach.

5.1 Introduction

Building energy model (BEM) calibration is defined as the process taken to adjust the model inputs to match the available measured data (Monfet and Zmeureanu 2013). In general, building calibration consists of comparing the different simulated and measured data profiles using the gathered required information to estimate correct equipment operation to calibrate the model, which might take a few months. Currently, most calibration methods and procedures for building energy models are completed by skilled professionals that have rich domain knowledge allowing them to recognize which model input to tune to match the measured data (Zheng and Eisenhower 2013). However, sometimes the different model inputs are modified randomly until the simulation somehow matches the available measurements. This so called «fudging» process leads to a model that is not reliable and may not give acceptable results for the intended purposes. This situation leads to the use of energy modeling mainly to meet design and code compliance targets. However, a calibrated BEM can be very useful for many different applications such as providing more precise analysis of the building operation, building performance benchmark, assessment of the performance of heating, ventilation and air conditioning (HVAC) systems, improved evaluation of energy conservation measures, end-uses repartition analysis, fault detection, continuous commissioning, etc. A BEM is deemed calibrated if the two statistical criteria defined in ASHRAE Guideline 14-2002 (ASHRAE 2002) are met: the Normalized Mean Bias Error (NMBE) should be within ± 10% and the Coefficient of Variation of the Root-Mean-Square-Error (CV-RMSE) within ± 30% for hourly data or a NMBE within ± 5% and a CV-RMSE within ± 15% for monthly data.

The idea of calibrating a BEM using utility bills has been around for quite some time as different methods have been suggested to guide and assist the model calibration process using monthly utility bills data. A fairly extensive literature review exposing different calibration alternatives has been published by Reddy (2006), where different calibration methods were identified such as manual, iterative and pragmatic interventions. This type of calibration methodology is quite valuable to assist the professional during the manual

calibration of the model but the time needed to perform this task is often lengthy. BEM calibration currently has limited adoption in the HVAC industry because of the amount of work needed, lack of trust in the obtained results and high expertise needed to grasp the complex interactions between inputs and their effects on the model. Pinpointing the effect of a single input on an agglomerated monthly data point is indeed a difficult task to accomplish even for knowledgeable and experienced modellers. An evidence-base calibration methodology (Raftery et al. 2011) emphasizing information source hierarchy and BEM version control can be viewed as good practice. On the other hand, some resort to random changes of the software inputs in hope of matching the utility bills data sufficiently to attain the ASHRAE Guideline 14-2002 criteria. This process might lead to a model that qualifies as calibrated, but does not adequately represent the building and HVAC systems behaviour. Analysis then performed with a model calibrated using this approach might lead to erroneous results and conclusions.

Research efforts are now focusing on assisted calibration of the BEM, automated calibration of the BEM or automated calibration of part of the building model using different methods and measured data. The ASHRAE research project RP-1051 looked at the development of a coherent and systematic calibration methodology including both parameter estimation and determination of the uncertainty in the calibrated simulation (Reddy 2006). The proposed approach included an analytical optimization that used an identifiability analysis based on the condition number of the Hessian matrix at the expected minima (Sun and Reddy 2006) and the development of an automated calibration method that combined grid search, latin hypercube sampling, triangular parameter distribution, sensitivity analysis, meta-heuristic optimization and uncertainty analysis (Reddy et al. 2007). The result of the suggested automatic calibration process is a set of the most plausible BEMs over which subsequent analysis can be performed. Another approach explored to assist the calibration process involved the identification of the most probable inputs contributing to the discrepancy between measured and simulated data (Lavigne 2009). This analysis used statistical regression models using data generated from building simulation to identify parameters that might not have been correctly input in the software. Zheng and Eisenhower (2013) also

proposed an automatic calibration at the building level (i.e thousands of parameters) using meta-model based sensitivity analysis and optimization. The proposed approach led to a calibrated simulation (i.e. CV-RMSE=2.80 % and NMBE=-2.31%) from the estimation of influential parameters sub-set with the minimization of the sum of the root-square-error evaluated with the monthly energy consumption. However, one possible shortcoming of these methodologies is that in using only monthly aggregated energy use data, the different sub-systems might not be calibrated. Furthermore, a published trial application of the monthly calibration process proposed in the RP-1051 project indicated that the calibration of monthly gas and electricity bills could not be achieved (Gestwick and Love 2014).

Calibration of BEM using only utility bills can only go so far. It has been proposed that the calibration objective should extend to the energy use of major equipment, systems and sub-systems (Monfet and Zmeureanu 2013). The amount of information contained in monthly energy bills might not be sufficient to reliably identify the unknown BEM inputs. The model calibration problem using only monthly data is indeed largely over-parameterized and additional information on the building characteristics is almost always needed. The increased use of building automation systems (BAS) with direct digital control (DDC) to control and monitor mechanical equipment thus represents an interesting, relatively accessible source of data for many applications in building operations. By using trend data recorded by the BAS, valuable information on the actual operation conditions of the HVAC systems of a building can be obtained (HVAC systems variables, sensors values, schedules, etc.). This data can be used to assist the calibration of building models and reduced the time needed to perform the calibration process. Manual comparison of each data point with the simulated equivalent can provide good insights; however, with more and more data available for analysis, there is a need to develop methodologies on how to efficiently use this data specifically for BEM calibration and for other related purposes.

A few published methodologies, structuring the calibration task with detailed sub-hourly measurements from a BAS system have been identified. So called self-tuning dynamics models have been proposed to predict the optimal operation of air-side HVAC systems

(Nassif 2005). However, specific dynamic component models not available in simulation software have been used and their use is not possible from a practitioner point of view. Another example consisted in the calibration of the airflow rates at the zone and system level of a research centre using airflow rates and temperatures from BAS data using a calibration sequence that supplemented an evidence-based approach (Mihai and Zmeureanu 2013). This calibration approach used data on periods over which heating and cooling is not provided (i.e. Shoulder seasons) discerning between zone level (i.e maximum reheat temperature, average zone temperature, supply airflow and minimum airflow) and system level (i.e. maximum airflow, minimum airflow ratio, fan temperature rise, maximum and minimum relative humidity, outlet air temperature, minimum outside air ratio) BAS information.

An automatic assisted calibration system has been proposed to automatically generate software inputs from extracted BAS data (Zibin et al. 2013). Values compounded from trend data yielded specific simulation tool inputs such as the zone temperature set point schedule matching the time step of the simulation and the equipment models maximum flow values, temperature differentials and capacity. Another example is the calibration of a central cooling plant (i.e chiller, cooling towers, heat exchanger) using sub-hourly measurements supplemented by manufacturer's data if required to identify unknown parameters and major equipment performance curves over the summer season that resulted in a fairly calibrated plant model (Monfet and Zmeureanu 2013).

In terms of fully automated calibration, Baltazar-Cervantes (2006) proposed an ASHRAE's Simplified energy analysis procedure algorithm with simulated annealing optimization to calibrate common HVAC systems. The stability and accuracy of the method was tested using synthetic data with added noise but the reliability of all estimated model parameters was not consistent. Another approach entitled the autotune project investigated the mapping of the different simulated and measured data points of a heavily instrumented residential building (i.e. 250+ sensors) using metamodel based optimization techniques (New et al. 2012, Sanyal et al. 2013, Sanyal et al. 2014).

Rapport-Gratuit.com

More and more emphasis is being put on developing ways of integrating building performance simulation into higher level tools to fill the gap between design and operation. These tools such as the Intelligent Use of Buildings' Energy Information (IntUBE) (Crosbie et al. 2010), the energy Performance Comparison Methodology (EPCM) (Maile et al. 2012) and the Integrated Virtual Energy Laboratory (IVEL) (Forns-Samso et al. 2012), etc., show a renewed interest in BEM calibration to sub-hourly measurements obtained from the BAS.
Still, most of the calibration approaches found in the literature attempt to calibrate the entire model without validating that the HVAC equipment model output matches the available measured data. Therefore, it is necessary to propose approaches that automatically calibrate HVAC equipment models using available measured data. In this paper, an approach is presented that focuses on the calibration of a specific sub-domain, such as a specific system or piece of equipment, comprised in the BEM. The model parameters of the specific HVAC system and equipment are estimated first using trend data before attempting the calibration of the BEM at the building level. The objective of this novel approach is to estimate the parameters of the EnergyPlus HVAC equipment models by automatically varying the model inputs and using BAS data.

5.2 Methodology

In this section the approach developed to calibrate the EnergyPlus HVAC equipment models is described in details. In the proposed process, it is assumed that a base model adequately representing the existing building (e.g. thermal zones, geometry, etc.) and the mechanical systems (e.g. equipment models, control strategies, etc.) is available and correctly modelled. The proposed calibration process is divided in six steps that consists in (1) the selection of an appropriate control volume within the model to perform the calibration, (2) the modification of the BEM to perform the control volume calibration, (3) the factor fixing of control volume parameters, (4) the estimation of the control volume influential (relevant) parameters using an optimization problem statement, (5) the evaluation of the calibration results using statistical criteria and (6) the calibration of the other control volumes in the model (Figure 5.1).

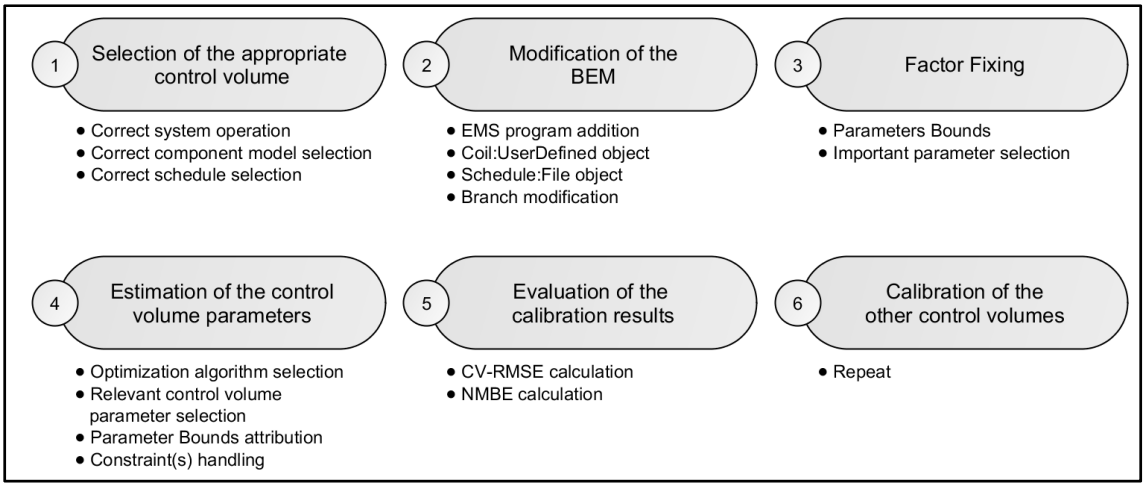


Figure 5.1 Different steps of the proposed calibration approach

5.2.1 Selection of the appropriate control volume

In the proposed approach, a control volume is defined as a equipment model or a group of equipment models for which the input and output state variables (e.g. mass flow rate, temperature, absolute humidity ratio, pressure) match a BAS trend variable (measured data) or can be derived from BAS data. For example, if trend data points, such as temperatures and airflow, are available before the supply air fan and after the heating coil in a blow through configuration, then the selected control volume would include both pieces of equipment (Figure 5.2). The different control volumes are selected by the modeller based on (1) available trend data and (2) equipment configuration.

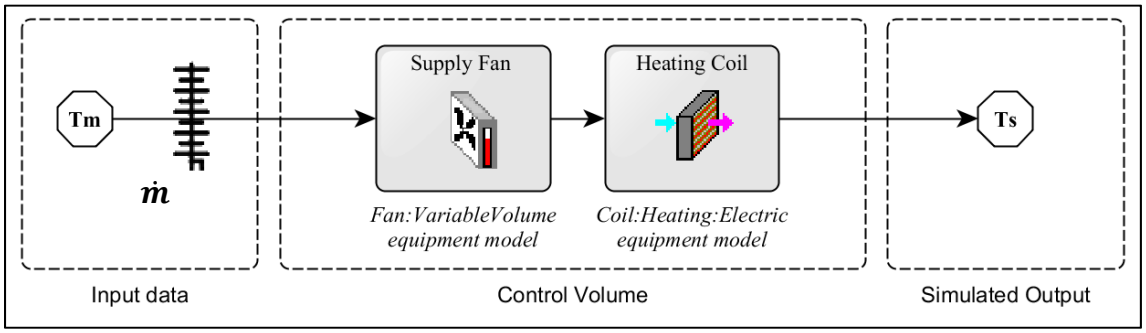


Figure 5.2 Control volume example

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

5.2.2 Modification of the BEM

The model is then modified to introduce the measured trend data into the simulation engine using the Energy Management System (EMS) featured in EnergyPlus. These modifications allow the specification of the inlet state variables, using measured data, of the selected control volume over a given run period for parameter estimation purposes.

As most BEM software currently do not feature the use of measured trend data as input to the model, a workaround was developed to define the state of the working fluid, extracted from measured data, at certain point of interest. In EnergyPlus, the different HVAC systems of a building are modelled using a component-by-component approach. Different equipment models are linked through their input – output variables to form a complete representation of the HVAC system (Hensen and Lamberts 2012). These variables, associated with system nodes in EnergyPlus, define the state of the working fluid (air, water, etc.) throughout the simulated HVAC system. The strategy used to define the state of the working fluid at a specified node is to add a virtual heat exchanger before the selected control volume. This modification to the model acts as a data input for the recorded BAS trend data into the simulation software. Figure 5.3 presents a schematic view of the proposed modifications to the building model using a virtual heat exchanger.

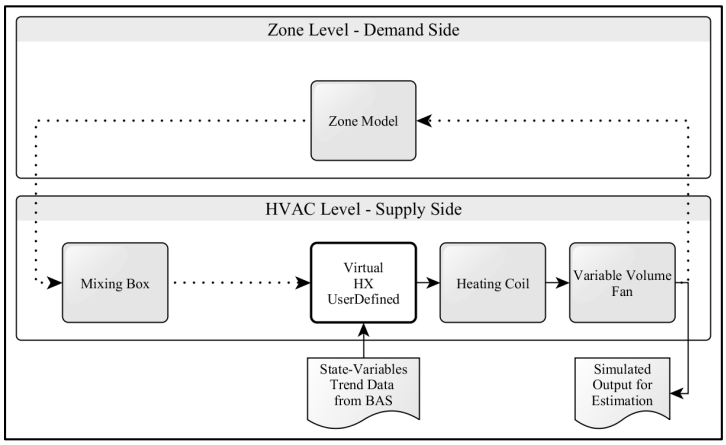


Figure 5.3 Illustration of the developed workaround in EnergyPlus (dotted lines represent unused data)

The proposed method breaks the iterative predictor-corrector scheme normally used to simulate the HVAC systems in EnergyPlus, and as with any workaround, its impact on the results is difficult to evaluate. However, validation steps were undertaken to ensure that the data fed into the simulation engine was properly transferred. In order to do so, the proposed modification was tested with the packaged DOE reference buildings to evaluate the applicability of the method. Then, since in the EnergyPlus software user implemented programs associated with user defined components are executed at certain points within the software simulation algorithm, a batch process was used to evaluate the effect of the different EMS program calling point options on the simulation output used for estimation of a test control volume. The exact same results were obtained for all the available calling points in the simulation software. Overall, the simulated system node inspection revealed that the proposed workaround introduces minor differences between the original and modified simulation (i.e. min ± 0.0001ºC, max ± 0.06ºC), but the exact source of those discrepancies was not investigated.

5.2.3 Factor fixing of the control volume parameters

Depending on the selected control volume, there could be one or more equipment models with multiple unknown parameters. Not all of the control volume parameters may be influential enough to be estimated reliably from the available measurements (Larochelle Martin et al. 2016). While some parameters are trivial to select, the selection of other might be more complex. A parameter having a low impact on the control volume output might result in wildly different parameter estimate values for a very slight variation of the objective function value (Larochelle Martin et al. 2015). Parameter screening, a sensitivity analysis application in the problem setting of factor fixing, is performed in the proposed process to circumvent this issue. To qualitatively rank the control volume parameters having an important effect on the given control volume output, the modified Morris method is used (Campolongo et al. 2007). The screening is performed over heuristically determined parameter intervals. This method is more representative of the sensitivity of a parameter than a local gradient given that it essentially represents the distribution of multiple local

sensitivity metrics over the specified domain. The elementary effects (d) associated with the variation of the ith control volume model parameter in the domain defined by the associated parameter bounds are calculated using equation (5.1).

$$d_i = \frac{[\hat{y}(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i + \Delta, x_i, \dots, x_k) - \hat{y}(\mathbf{x})]}{\Delta} \tag{5.1}$$

where Δ is the step size, $\hat{y}$ the output of the control volume, $\mathbf{x}$ the initial point given that variation of the parameter $x_i + \Delta$ is in the domain and k the problem dimension. Two metrics are then derived from the evaluation of multiple elementary effects to compare the qualitative importance of the different control volume parameters on the output: the modified mean (μ*) that gives the linear and additive effects (Equation (5.2)) and the deviation (σ) that gives the non-linear and interaction effects as defined by Equation (5.3) (Saltelli et al. 2004)) using the mean of the elementary effects ($\bar{d}$).

$$\mu^* = \frac{\sum_1^n |d_i|}{n} \tag{5.2}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(d_i - \bar{d})} \tag{5.3}$$

A graphical assessment of the two calculated criteria is used to identify influential parameters from less influential ones. The screening is performed using synthetic data. The less influential inputs are then fixed to a best guess value to improve the convergence behaviour of the estimation process. Previous published application of the modified Morris method has shown the influence of the parameters range on the sensitivity metrics obtained (Dadioti and Rees 2013); consequently, the parameter range should be chosen accordingly.

5.2.4 Estimation of the control volume parameters

The estimation of the influential control volume parameters is stated as the minimization of the objective function using the selected measured data and the predicted data of the modified BEM (defined in Section 5.2.2). A publicly available optimizer, GenOpt (Wetter 2008), is used to solve the optimization problem. The choice of an optimization algorithm is influenced by the type of parameters (continuous or discrete) used within the optimization problem. Gradient only algorithms should be avoided because of the nature of the software used (i.e. EnergyPlus). They could cause the algorithm to fail far from a minimum (Wetter and Wright 2004). It is to be noted that for most meta-heuristic algorithms there is no guarantee that a global minima has been obtained and therefore the parameters of the algorithm should be chosen carefully. In the proposed approach, an hybrid generalized pattern search with particle swarm optimization is selected. The objective function is defined by Equation (5.4) and has two main components: (1) the estimator $f(x)$ and (2) a constraint added in the form of a penalty function.

$$\tilde{f}(x,\mu) \triangleq f(x) + \mu \sum_{i=1}^{n} \max\left(0, g^{i}(x)\right)^{2} \tag{5.4}$$

In the proposed approach, the estimator, used when trying to estimate parameters from measurements with a numerical optimization algorithm, is the least square error defined by Equation (5.5).

$$f(x) = LSE = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5.5}$$

By using this estimator several assumptions are taken into account (Reddy 2011):

- errors should have zero mean;
- errors should be normally distributed;

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

- errors should have constant variance;
- errors should not be serially correlated;
- errors should be uncorrelated with the regressors;
- regressors should not have any measurement error;
- regressor variables should be independent of each other.

Ensuring the last two assumptions are respected is often difficult when measured data are used as the regressors, i.e. the state variables in the proposed process. The most relevant assumptions to be considered in this case are that the regressors should not have any measurement error and that errors should have zero mean (i.e. no drift).

A penalty function was also added to the objective function to address the ill-posed issue that occurs if a small variation of the objective function causes large discrepancies in the estimated parameter values as described in more details in Larochelle Martin et al. (2015). Many empirical HVAC equipment models use one or more polynomial expressions in forming the model equations and a subset of the model parameters being the polynomial coefficients (Hensen and Lamberts 2012). These curves are usually determined from performance data given by the equipment manufacturer or from normative text (i.e. ASHRAE 90.1). The estimated, published or normative coefficients of these curves may not be normalized (i.e. the curve passes by the point of nominal power and nominal capacity). A constraint on the coefficients of the part-load curves is used to help regularize the optimization problem (Larochelle Martin et al. 2015). The optimizer used cannot directly take into account the constraints in the proposed algorithms (Wetter 2008). The constraints are added in the form of a penalty function. As part of equation (5.4), the constraint used in the penalty function term that is added to the estimator is defined by Equation (5.6).

$$g(x) = c_1 + c_2 + c_3 + c_4 - 1 = 0 \tag{5.6}$$

Furthermore, the initial weighting factor (μ) is set so that the first term equals the second term for the initial approximated objective function evaluation (Equation (5.4)). As different

datasets could comprise more or less data points, this parameter should be adjusted accordingly. The weighting factor is then modified during the estimation process to satisfy equation (5.7).

$$0 < \mu 0 < \ldots < \mu i < \mu i{+}1 < \ldots$$
$$\mu i \rightarrow \infty, \text{ as } i \rightarrow \infty \tag{5.7}$$

Finally, the different equipment parameters are bounded using heuristically determined intervals of 20 %. These parameters bounds are proposed in relation with the provenance of the required information (Coakley et al. 2011).

5.2.5 Evaluation of the calibration results

The obtained results obtained with the proposed automated calibration approach are then compared with the measured data. The two criteria defined by ASHRAE Guideline 14-2002, the CV-RMSE (Equation (5.8)) and the NMBE (Equation (5.9)), are estimated to evaluate if calibration over the selected control volume is reached.

$$\mathrm{CV-RMSE} = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{(n-p)}\right]^{1/2} \Big/ \bar{y} \times 100 \tag{5.8}$$

$$\mathrm{NMBE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)}{(n-p) \times \bar{y}} \times 100 \tag{5.9}$$

Where y_i is the measured value; $\hat{y}_i$ is the corresponding predicted value; n is the number of data points; p the number of parameters included in the control volume; and $\bar{y}$ is the arithmetic mean of the corresponding measurements. An additional criterion, the root mean square error (RMSE), defined in Equation (5.10) and using the same variables of Equations (5.8) and (5.9), is also used to assess the obtained results.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{5.10}$$

5.2.6 Calibration over the other control volumes

An HVAC system might comprise one or more control volumes from which the parameters need to be estimated individually. The calibration process described in section 5.2.1 to 5.2.5 is then repeated for the other identified control volumes of the modeled building systems sequentially.

5.3 Trial application on a real HVAC system

The proposed approach, illustrated in Figure 5.1, is tested using data collected from an air handling unit installed in a university building and the obtained results are presented in this section. The selection of the control volume (section 5.3.1), the modification of the BEM (section 5.3.2) and the fixing of the less influential parameters (section 5.3.3) are completed and detailed. The control volume parameter estimates obtained with the training dataset (section 5.3.4) and the fitted temperature profile and model predictive performance evaluated with the corresponding dataset (section 5.3.5) are presented with and without factor fixing. An interesting remark on the prediction of the EnergyPlus HVAC equipment model used is added and presented in section 5.3.6.

5.3.1 Selection of the control volume

This first step of the proposed calibration approach, the selection of the appropriate control volume, is influenced by the level of instrumentation of the HVAC system. A variable volume air handling unit providing conditioning to the northern façade zones of a university building, located in downtown Montréal CA (ASHRAE climate 6A), is selected for the case

study. Due to the limited number of sensors, the selected control volume for the case study of the air-handling unit is presented in Figure 5.4.

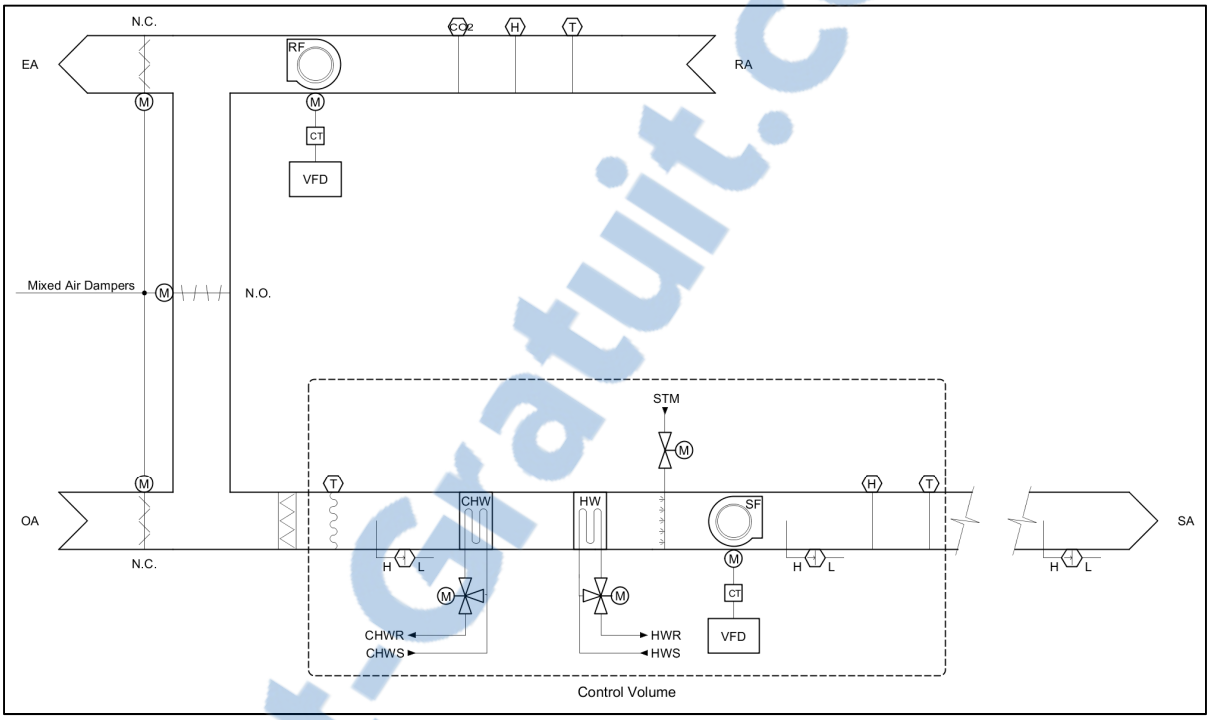


Figure 5.4 University air handling unit control volume used to perform the trial application of the proposed approach

The selection of the control volume, as shown in Figure 5.4, is influenced by the sensors installed to meet the required level of control in the building systems to maintain indoor air conditions and efficient equipment operation. For the calibration of the fan model, only data points for which the cooling coil valve, the heating coil valve and the humidifier valve are closed (i.e. 0 %) are included in the datasets since the temperature sensor is located after this group of equipment (Figure 5.4). Also, data points with associated fan drive command below 40 % are also excluded as they are most likely attributed to faulty system operation. Furthermore, it is important to note that there is no airflow meter installed in the unit; the recorded airflow rate is calculated using the fan law that states that the flow rate is proportional to the motor rotational speed. Consequently, Figure 5.5 presents the control volume used to perform the sensitivity analysis and parameter estimation for the fan

Rapport-Gratuit.com

(*Fan:VariableVolume* model). The input data used are the mixed air temperature **Tm** and airflow rate $\dot{m}$, while the simulated output is the supply air temperature **Ts**.

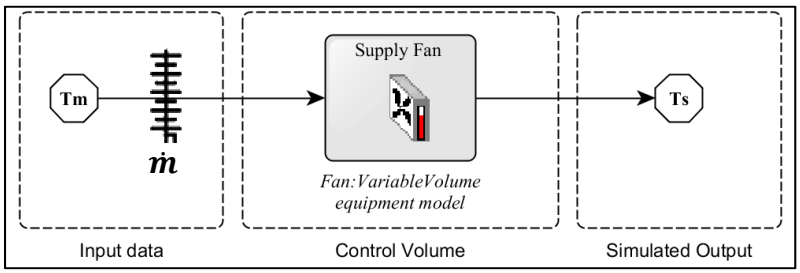


Figure 5.5 Description of the control volume

The *Fan:VariableVolume* model consist of a few algebraic expressions. The fan power $\dot{Q}_{tot}$ (Equation (5.11)) is influenced by the fan total efficiency η_{tot}, the fan pressure differential ΔP and part load factor f_{pl}. The part load factor, defined in Equation (5.12), is a third order polynomial of the airflow fraction (i.e. ratio of the air mass flow rate over the design flow rate) with coefficients c_1 to c_4.

$$\dot{Q}_{tot} = f_{pl}\left(\frac{\dot{m} \cdot \Delta P}{\eta_{tot} \cdot \rho_{air}}\right) \tag{5.11}$$

$$f_{pl} = c_1 + c_2\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{Design}}\right) + c_3\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{Design}}\right)^2 + c_4\left(\frac{\dot{m}}{\dot{m}_{Design}}\right)^3 \tag{5.12}$$

5.3.2 Modification of the BEM

The details of the developed workaround aimed at using only a small part of the EnergyPlus BEM with measured data are described and detailed in section 5.2.2.

5.3.3 Factor fixing of the control volume parameters using synthetic data

The control volume parameters are fixed using data generated with a typical «shoebox» building model (i.e. synthetic data), which allows the use of nearly perfect data that are not subject to measurement errors or sensor drift. The used sensitivity metrics, the modified mean (Equation (5.2)) and the standard deviation (Equation (5.3)), are evaluated under ideal conditions to determine the relative importance of the control volume parameters, as defined in Equations (5.11) and (5.12) and detailed in Table 5.1. The result of this process is a list ranking the parameters by relative importance which is used to determine the parameters that are fixed rather than estimated.

The screening of the different parameters of the control volume is performed with: (1) profile of the relevant inlet state variables, (2) parameter bounds of the relevant parameters, and (3) a sampling strategy. The inlet state-variables were set to fluctuate within the expected range of variation.

Table 5.1 Control volume parameters and associated upper and lower bounds

Parameter	Description	Upper bound	Lower Bound	Initial value	Step Size
x1	Fan Total Efficiency	0.95	0.50	0.6245	0.001
x2	Motor Efficiency	0.95	0.50	0.90	0.001
x3	Pressure Rise (Pa)	1000	300	375	1
x4	Fan Power Coefficient c_1	0.0489	0.0326	0.0468	0.001
x5	Fan Power Coefficient c_2	0.106	0.0704	0.0920	0.001
x6	Fan Power Coefficient c_3	-0.0583	-0.0875	-0.0829	0.001
x7	Fan Power Coefficient c_4	1.132	0.755	0.824	0.001

For the fan total efficiency and the motor efficiency, the upper and lower bounds are heuristically set. For the pressure rise, the lower bound is selected as the static pressure set point for the variable air volume system. The initial values of the coefficients of the Fan:VariableVolume part-load curve are taken from the freely available OpenStudio software (Guglielmetti et al. 2011), while the parameter bounds for the part load factor curve are heuristically set as ± 20 %. The sampling strategy used a sample of 1000 simulations. The

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

two metrics, the modified mean (μ*) and the deviation (σ), are used to evaluate the distribution of the elementary effects (defined in section 5.2.3) associated with the sampling as shown in Figure 5.6. By visually inspecting the data presented in Figure 5.6, the parameters x7, x5, x4, x1 & x3 were selected as a sub-set of influential parameters. The parameter x2 was found to be null, which is consistent with the type of fan selected (i.e. electrical motor in airstream) and validates the obtained sensitivity metrics. The parameters x2 (motor efficiency) and x6 (fan power coefficient c3) are deemed less influential and are therefore fixed.

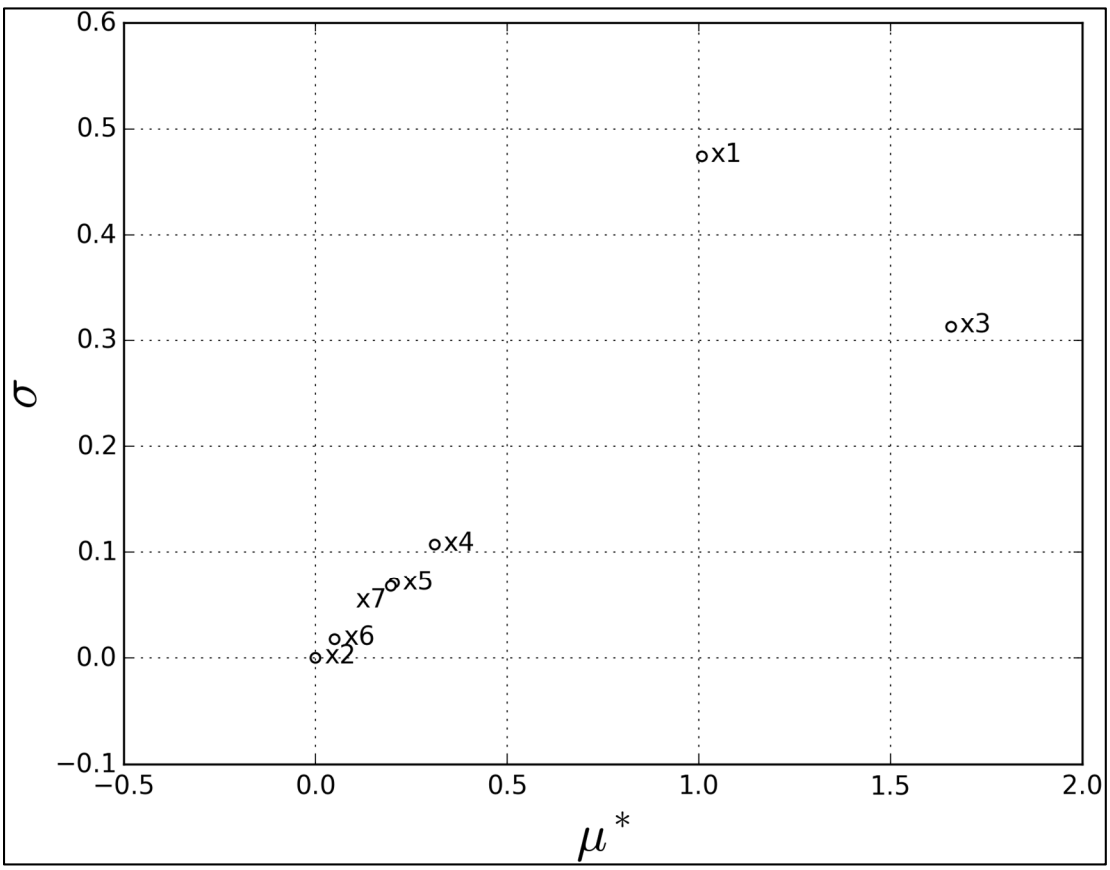


Figure 5.6 Evaluation of the elementary effects distribution using the modified mean (μ*) and deviation (σ) for the control volume sampling

The parameter bounds used in the proposed approach were heuristically defined. Perhaps a better empirical definition of the parameter bounds might be obtained by benchmarking several types of equipment over a wide range of capacities.

5.3.4 Estimation of the control volume parameters

While synthetic data can give sound insights into the expected behaviour of the estimation process, the application of the proposed approach with measured data gathered from an installed BAS is the objective sought. Data collected between January 05 to 26 2016, the training data set, are used to estimate the parameters of the control volume listed in Table 5.1. The optimization algorithm used (hybrid generalized pattern search with particle swarm optimization) requires the use of an initial starting point, parameter bounds, step size and constraint. The initial parameters and the parameter bounds used for the fan model (Fan:VariableVolume) were presented in Table 5.1. The maximum flow rate is determined from the trend data of the control system: a linear regression of the flow rate as a function of the drive command gives a maximum flow rate of 24.2 m^3/s. The regularization takes the form of the constraint of the fan part load polynomial curve (Equation (5.12)) to the nominal point of operation (i.e. maximum power and maximum flow rate).

As the Fan:VariableVolume model comprises only one part-load curve (Equation (5.12)), thereby the value of the weighting factor (μ) was set so that the least square estimator term (first term of equation (5.4)) to be equal to the penalty function term (second term of equation (5.4)) at the first iteration.

The estimation of the control volume parameters is performed for two cases, with all of the control volume parameters (without factor fixing) and with factor fixing (step 3 of Figure 5.1). Without factor fixing, the parameter estimates of the control volume using the training dataset are obtained after 1881 iterations (a hard limit of 2000 iterations was set to solve the optimization problem).

Based on the results obtained for the factor fixing of the control volume parameters using synthetic data (see section 5.3.3), the parameter x2 (Motor Efficiency) and the parameter x6 (Fan Power Coefficient c_3) were set to the synthetic initial value of 0.9 and -0.0829 as a result of the sensitivity analysis. Although the fan total efficiency η_{tot} (parameter x1) was identified as an influential parameter, it is correlated with the fan pressure differential ΔP (parameter x3), which has a constant value, as shown by Equation (5.11) for the total fan power $\dot{Q}_{tot}$; consequently, it was fixed to the default value of 0.6245. The choice of fixing the total fan efficiency instead of the fan differential pressure is arbitrary. The parameter estimates of the reduced control volume parameters optimization domain in order to evaluate the impact of the factor fixing (step 3 of Figure 5.1), presented in Table 5.2 using the training dataset, were obtained after 1929 simulations (a hard limit of 2000 simulations was set to solve the optimization problem). The estimates of the control volume parameters for both cases, with and without factor fixing, are presented in Table 5.2.

Table 5.2 Control volume parameter estimates using the training dataset[1]

Parameter	Description	$\widehat{P}$	
		Without factor fixing	**With factor fixing**
x1	Fan Total Efficiency	0.8345	**0.6245**
x2	Motor Efficiency	0.84	**0.9**
x3	Pressure Rise (Pa)	892.5	722.5
x4	Fan Power Coefficient c_1	0.0400	0.0326
x5	Fan Power Coefficient c_2	0.0810	0.0705
x6	Fan Power Coefficient c_3	-0.0837	**-0.0829**
x7	Fan Power Coefficient c_4	0.963	0.980

1. Bold values represents the value that were fixed using synthetic data

5.3.5 Evaluation of the calibration results

This section aims at validating that this calibration approach leads to a good fit of the supply air temperature profile used for the estimation (section 5.3.4) and an adequate prediction of the supply air temperature and fan power demand. The supply air temperature is validated over two different data sets: the training data set, which was used to estimate the parameters of the control volume listed in Table 5.1 and a testing data set (Table 5.3). The second data set, the testing data set, is supplemented with fan power measurements recorded using a

power clamp and is used to evaluate the predictive power of the calibrated model using the parameter estimates obtained with the training set.

Table 5.3 Training and testing data set for the estimation of the supply air temperature and fan power

Dataset name	Date	Data set size	Filtered values	Recording frequency
Training	05 to 26 January 2016	6001	3384	5 minutes
Testing	28 March to 07 April 2016	3168	265	5 minutes

5.3.5.1 Training dataset fit evaluation

The fit of the supply air temperature profile is assessed over the training data set for the two cases, without and with factor fixing. Figure 5.7 illustrates the predicted, without factor fixing, and measured supply air temperature profiles, including the associated uncertainty range on the measured values of ±0.5ºC. An approximated objective function value of 681.82, a NMBE of 1.15 % and a RMSE of 0.44ºC are obtained over the training dataset. In Figure 5.8, the predicted, with factor fixing, and measured supply air temperature profiles, including the associated uncertainty range on the measured values of ±0.5ºC is presented. An approximated objective function value of 604.49 an NMBE of 1.02 % and a RMSE of 0.42ºC are obtained, thus yielding a slightly better fit and a lower approximated objective function minimum than without factor fixing.

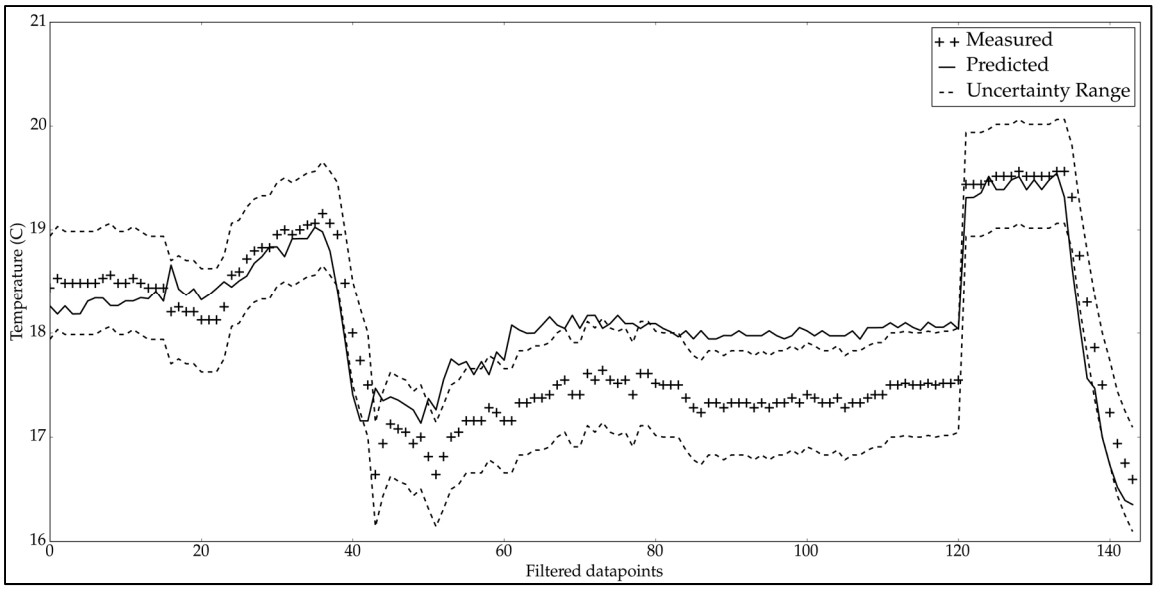


Figure 5.7 Predicted without factor fixing and measured temperature profiles with associated uncertainty range (±0.5ºC) for the first 144 values of the training dataset

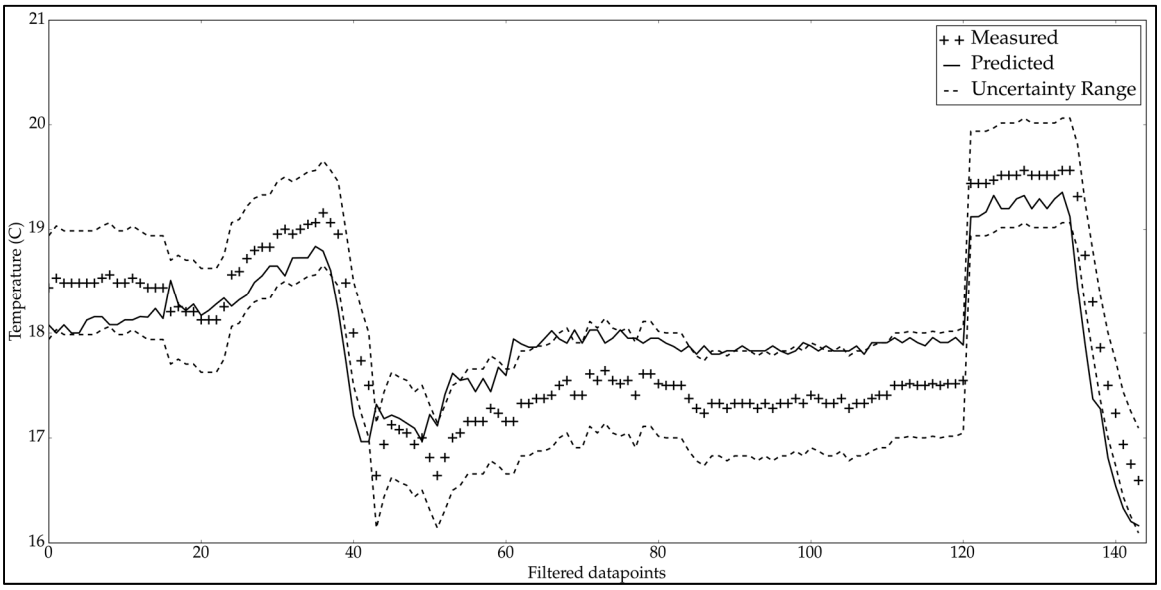


Figure 5.8 Predicted with factor fixing and measured temperature profiles with associated uncertainty range (±0.5ºC) for the first 144 values of the training dataset

5.3.5.2 Prediction results evaluation

The obtained temperature profiles over the training dataset show good agreement between the fitted model and the measured data; however, it is important to validate that this calibration approach leads to an adequate prediction of the supply air temperature and fan power demand. The testing dataset (Table 5.3), for which the fan power was recorded using a power clamp, is used to compare the predicted profiles obtained with the *Fan:VariableVolume* model and the parameters estimates presented in Table 5.2.

Figure 5.9 presents the supply air temperature and fan power profiles for the model prediction using the parameter estimates obtained without factor fixing and the measured data, including the associated uncertainty range where applicable.

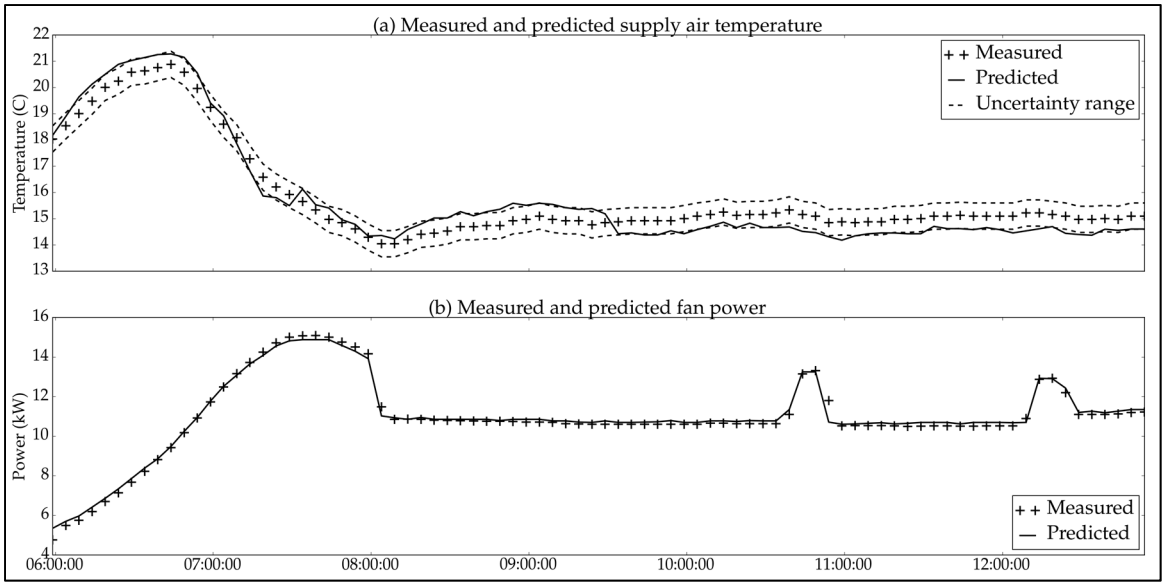


Figure 5.9 Measured and predicted (a) supply air temperature profile and (b) fan power for the model prediction without factor fixing, 28 March 2016

The value and the statistical evaluation of the fit between the predicted and measured profiles are presented in Table 5.4.

Table 5.4 Predicted versus measured data for the control volume for the case without factor fixing, over the testing dataset

Trend Variable	CV-RMSE	NMBE	RMSE
Temperature	-	1.69 %	0.51 ºC
Power	2.42 %	0.64 %	0.26 kW

Upon detailed analysis of the data, the main discrepancies between the predicted and measured temperatures and the fan power occurred at lower airflow rates. This can be explained by the fact that training set only includes data for airflow rates higher than 40%. The measured and predicted fan power as a function of calculated flow rate, as shown in Figure 5.10, illustrates these discrepancies.

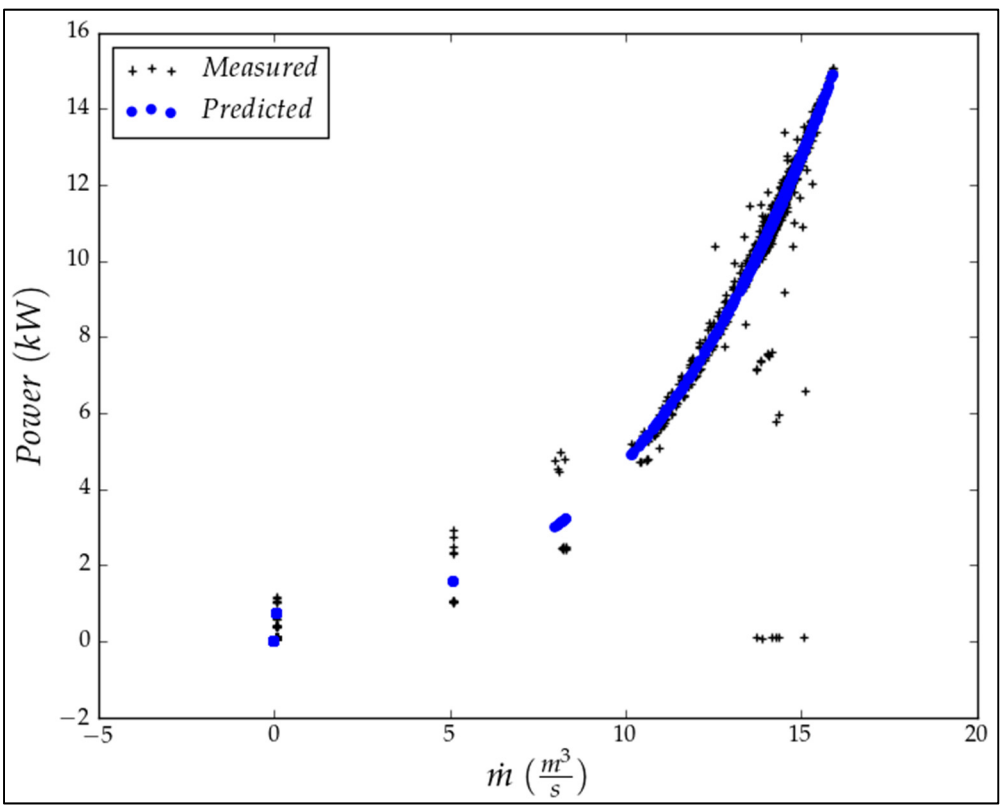


Figure 5.10 Predicted and measured fan curve (Equation (12)) for the model prediction without factor fixing, 28 March to 7 April 2016

Overall, the model prediction using parameters estimates obtained without factor fixing shows promising results with a CV-RMSE of 2.42% over the testing set for the fan power prediction and a NMBE below 1.69 % for both supply air temperature and fan power. For the prediction results for the calibrated model with factor fixing, the optimization domain is reduced by fixing the less influential parameters, parameters x2 and x6, as presented in section 5.3.3. Figure 5.11 presents the predicted and measured supply air temperature profiles, including the associated uncertainty range, as well as the predicted and measured fan power for the proposed approach, including factor fixing.

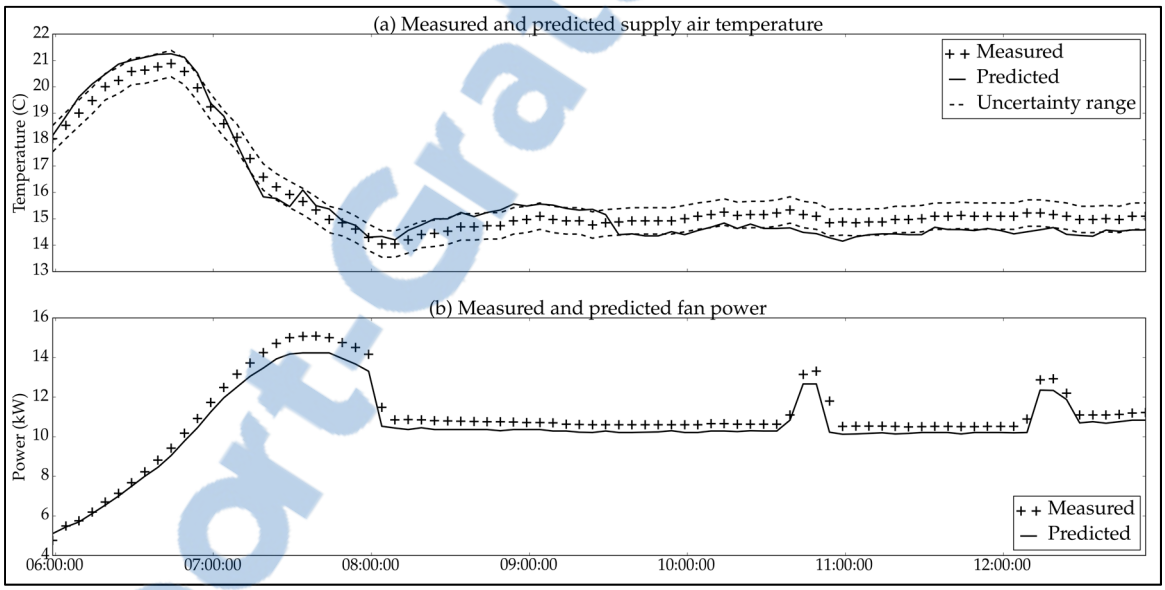


Figure 5.11 Measured and predicted (a) supply air temperature profile and (b) fan power for the model prediction with factor fixing, 28 March 2016

The measured and predicted fan power profiles as a function of calculated flow rate for the case with factor fixing are shown in Figure 5.12. The predicted fan power seems to be slightly under predicted, but still shows very good agreement with the measured data. Similarly to the information presented in Figure 5.10, the discrepancies are more important for lower airflow rates.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

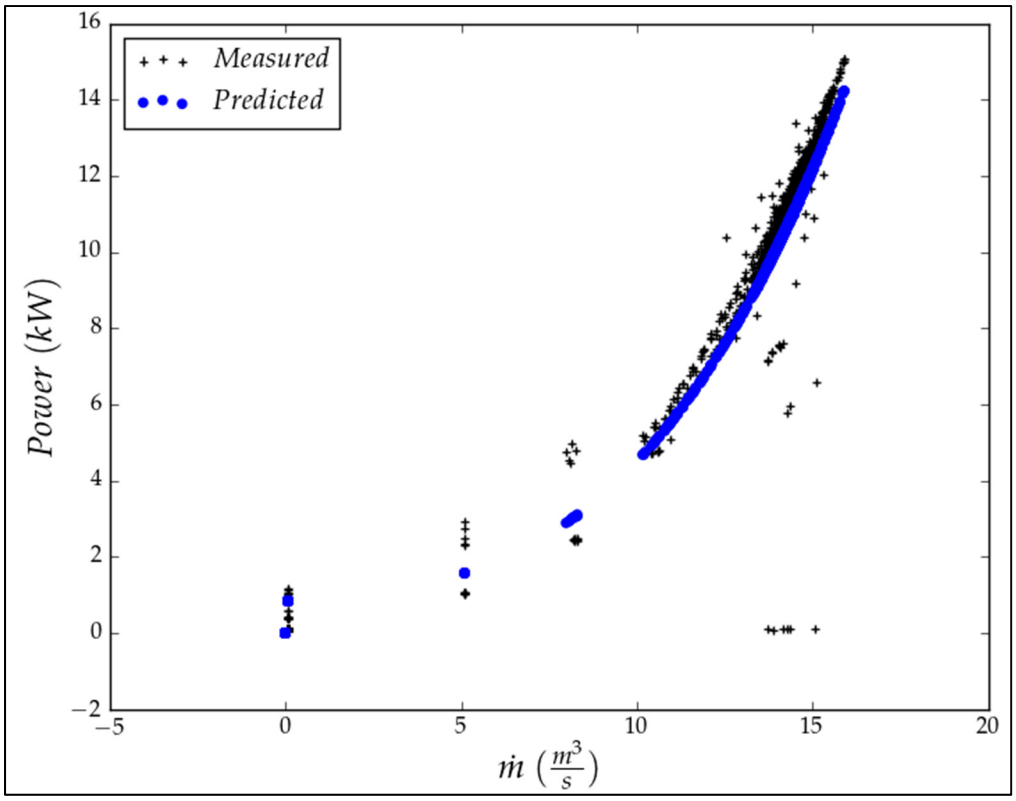


Figure 5.12 Predicted and measured fan curve (Equation (12)) for the case with factor fixing, 28 March to 7 April 2016

The criteria describing the fit between the supply air temperature profiles and fan power profile are presented in Table 5.5. The approximated objective function minimum value obtained in section 5.3.5.1 is lower using the reduced optimization domain. The NMBE are below 2% over the training and testing dataset for both the temperature and the fan power. Over the testing set, the CV-RMSE for the supply fan power is slightly higher than the one calculated for the model prediction without factor fixing.

Table 5.5 Predicted versus measured data for the control volume for the case with factor fixing, over the testing dataset

Trend Variable	CV-RMSE	NMBE	RMSE
Temperature	-	1.80 %	0.53ºC
Power	4.30 %	2.02 %	0.46 kW

The prediction of the supply air temperature using the factor fixing approach showed slightly better criteria values for the training dataset; however, the CV-RMSE, the NMBE and RMSE calculated for the predicted fan power are 1.88%, 1.38% and 0.20 kW higher, respectively. Based on the calculated values of the CV-RMSE, NMBE and RMSE, there seem to be no improvements in power prediction when the model parameters are estimated with the factor fixing in the optimization problem. However, the results are still within the recommended range by ASHRAE Guideline 14-2002 for the calibration of energy building model. Nonetheless, the proposed technique leads to a more manageable optimization domain reducing the number of parameters (seven to four).

5.3.6 Remark

To evaluate if the model prediction is unbiased, graphical residual analysis over the available measurements in the dataset is performed. One would expect the residuals to be randomly distributed around zero with respect to the plotted variable.

An additional measured data point, the fan pressure differential, which is set to a constant input value in the Fan:VariableVolume model while the installed fan control is based on a constant static pressure setpoint of 300 Pa, is available to complete this analysis. This data point, the fan pressure differential, is almost never measured in practice; thus, it was not used in the parameter estimation process. It however offers the opportunity to provide perspective on the calibrated model results. An interesting relationship was observed upon inspection of the temperature model residuals (defined in equation (5.13)) versus the measured fan pressure difference (Figure 5.13): there is an increase in model residuals for higher fan pressure differential and lower residual for lower fan pressure. The Pearson product-moment correlation coefficient between the residual and the measured fan pressure differential is 0.7624 indicating a moderate linear correlation (Reddy 2011). A null P-value indicating a statistically significant non-zero correlation at the 95% confidence level is also obtained. The airflow rate being calculated with the fan laws by the BAS and not measured directly could

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

be a factor influencing these discrepancies. The constant fan differential pressure used by the EnergyPlus model could also be a source of the illustrated model residual behavior.

$$e_i = y_i - f\left(\boldsymbol{x}_i; \widehat{\boldsymbol{P}}\right) \tag{5.13}$$

Where the residual (e_i) (for the ith data point) is defined as the difference between the response observed (y_i) and the prediction of the response function of the state variables ($\boldsymbol{x}_i$) and the estimated parameters ($\widehat{\boldsymbol{P}}$).

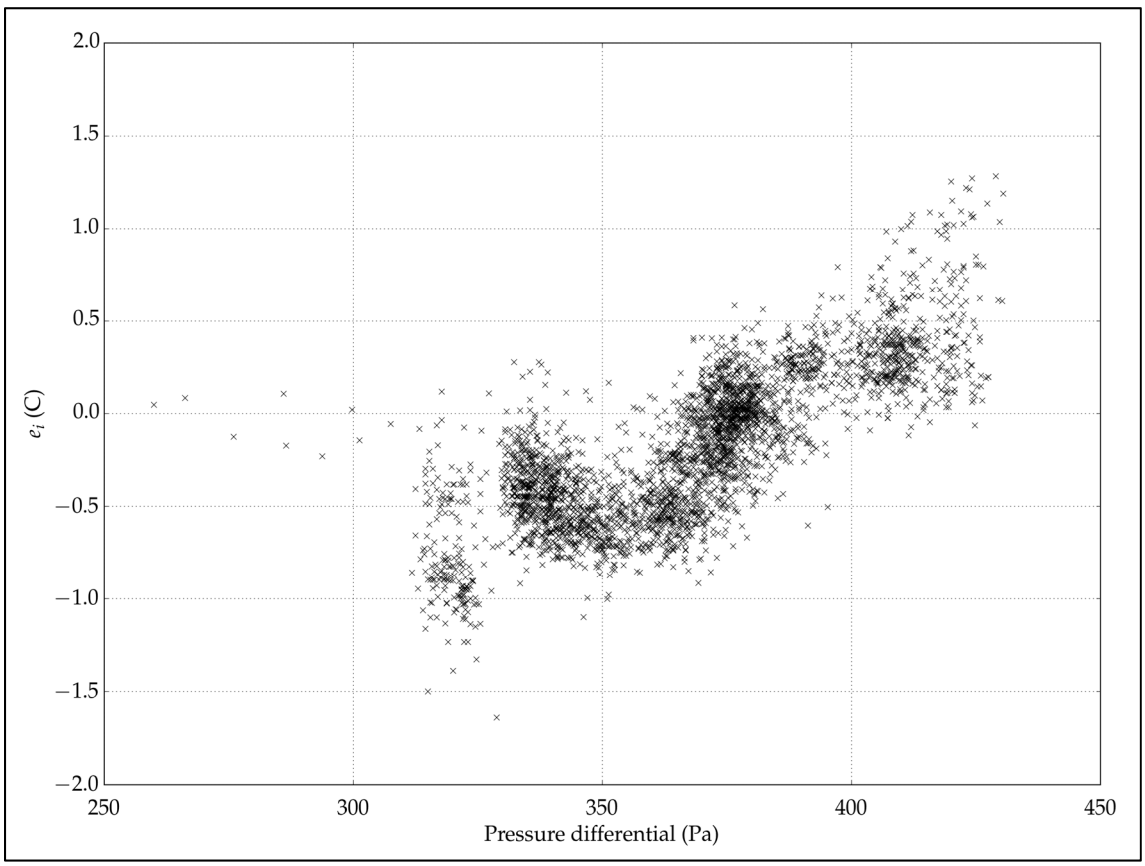


Figure 5.13 Supply air temperature model residuals versus the measured fan pressure differential, 5 to 26 January 2016

5.4 Discussion

In this paper, an approach for the calibration of a specific BEM sub-domain was proposed. The selection of the control volume was completed using available sensors, which could be enhanced by a clear business case for the installation of additional sensors enabling enhanced operation. Furthermore, the type of equipment model currently available in EnergyPlus may not be the best suited for the proposed approach. The detailed forward models are not meant to be used directly with measurements, but provide a prediction using a rather high number of parameters. The implementation of validated, low–order component models into energy modeling software may provide better parameter identifiability from the available measurements.

Specific aspects of the estimation of the control volume parameters using optimization techniques could be investigated. The penalty function formulation of the part-load curve coefficients does not directly use the constraints between the parameters in the optimization process. The use of a feasible direction algorithm that takes into account the different constraints might be more efficient to reach a minimum. In the proposed estimation process, the measurements are supposed to be error and bias free, which is almost certainly not the case. The simplification in using the least square estimator could be further investigated using the error-in-variable (EIV) setting. In the proposed approach, only point estimates of the control volume parameters are obtained. The added information about the parameter estimates uncertainty given by the updated posterior distribution of the estimates in the whole building energy model could be useful in subsequent analysis. The extension of the framework proposed in this article into a Bayesian one could be achieved if a proper way of determining the prior distributions of the control volume parameters is achieved.

Other control volumes at the zone level or building level could also be investigated using the proposed approach and may benefit from more manageable optimization domains. This could lead to a comprehensive list of what software inputs can be estimated using the measurements and which one need to be fixed to best guess values using heuristic

knowledge, manufacturer's or literature data. This would provide a more robust framework for the calibration of building energy models and provide more rigorous basis for calibration work.

Finally, the calibration of models using hourly data that meet the requirements of ASHRAE Guideline 14-2002 may not be scientifically sound when the analysis is completed using detailed measurements. Other criteria for evaluating the validity of the completed calibration could be investigated and provide better insight than the one being currently used, i.e. the CV-RMSE and the NMBE.

5.5 Conclusion

This article present an approach that tackles the calibration of HVAC component models included in whole building simulation software in an automated fashion using parameter estimation methodology, a constraint on part load curves and a workaround to input measured data in the EnergyPlus software. A detailed methodology on how the trend data is transferred to the simulation tool (i.e. EnergyPlus) and the process taken for the identification of the influential parameters is proposed.

Preliminary results of the application of the proposed approach to calibrate a fairly typical system configuration of a building air system during the heating period were presented to demonstrate the potential practical applicability of the approach. The parameters of the Fan:VariableVolume EnergyPlus model were estimated using the airflow rate, the mixed air temperature and the supply air temperature using filtered trend data recorded during the month of January 2016. The estimated fan power and supply air temperatures were then compared with a second dataset recorded at the end of March 2016. The results show that a calibrated fan power under the ASHRAE Guideline 14-2002 is obtained using the calculated air flow rate from fan laws and the measured mixed and supply air temperature with the proposed approach.

Even if the estimation of all the parameters of whole building simulation is probably impossible given the limited amount of information available, sub-domain decomposition of the model provides an interesting perspective for the calibration of highly detailed BEM and goes hand in hand with the integration of BEM tools into the operating phase of the building life.

5.6 Nomenclature

Δ = Step

ΔP = Fan pressure differential

η_{tot} = Fan total efficiency

μ = Weighting factor

μ^* = Modified mean of the elementary effects

σ = Standard deviation of the elementary effects

c = Part load fraction polynomial curve coefficient

d = Elementary effect

$\bar{d}$ = Mean of the elementary effects

e = Model residual

f = Objective function

$\tilde{f}$ = Approximated objective function

f_{pl} = Part load factor

g = Penalty function

$\dot{\boldsymbol{m}}$ = Airflow rate

$\dot{m}_{Design}$ = Design airflow rate

n = Number of datapoints

p = Number of parameters

$\widehat{\boldsymbol{P}}$ = Parameter point estimate

$\dot{Q}_{tot}$ = Fan power

$\mathbf{T_m}$ = Mixed air temperature

$\mathbf{T_s}$ = Supply air temperature

x = Control volume parameter

$\boldsymbol{x}$ = Control volume parameters vector

y = Measured control volume output

$\bar{y}$ = Arithmetic mean of the measured control volume output

$\hat{y}$ = Simulated control volume output

5.7 Acknowledgement

The author acknowledges the support from the École de technologie supérieure, the Fonds de recherche du Québec - Nature et technologies (FRQ-NT) and Hydro-Québec. Computations were made on the supercomputer Guillimin from McGill University, managed by Calcul Québec and Compute Canada. The operation of this supercomputer is funded by the Canada Foundation for Innovation (CFI), NanoQuébec, RMGA and the Fonds de recherche du Québec - Nature et technologies (FRQ-NT).

5.8 Accronyms

BAS = Building Automation System

BEM = Building Energy Model

CFI = Canada Foundation for Innovation

CV-RMSE =Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error

DDC = Direct Digital Control

DOE = Departement Of Energy

EIV = Error in Variable

FQR-NT = Fonds de recherche du Québec - Nature et technologies

IEA = International Energy Agency

LSE = Least Square Error

NMBE = Normalised Mean Bias Error

RMSE = Root Mean Square Error

CHAPITRE 6

DISCUSSION

Les articles présentés dans ce mémoire présentent une approche pour effectuer l'estimation des paramètres de modèles d'équipement CVCA en utilisant des outils de simulation dans le but de les calibrer à l'aide d'une méthode d'optimisation numérique ainsi que des données colligées par le système de contrôle du bâtiment. La démarche de recherche (section 2.2) ainsi que les différents résultats obtenus ont été présentés dans les chapitres 3 à 5. Le présent chapitre vise à effectuer l'interprétation des résultats obtenus, des implications de ces résultats et des conclusions obtenues dans les articles de ce mémoire.

Une approche novatrice de calibration de modèles d'équipement CVCA utilisant des données colligées est proposée dans ce mémoire. Cette approche est validée par les résultats obtenus pour la calibration d'un ventilateur installé dans un bâtiment universitaire. La calibration effectuée rencontre les requis des lignes directrices de l'ASHRAE 14-2002. En effet, les valeurs du CV-RMSE et NMBE obtenues sont respectivement de 4.30 % et 2.02 % ce qui est amplement inférieur aux valeurs suggérées (i.e CV-RMSE de 30 % et NMBE de 10 %) pour des données horaires.

Puisqu'il s'agit d'une nouvelle approche de calibration, il est difficile de mettre en contexte avec la littérature les résultats obtenus dans les articles des chapitres précédents. Toutefois, les publications sur la calibration de modèles énergétiques du bâtiment décrivent rarement les résultats de calibration effectuée avec des données mesurées aussi précises et à haute fréquence portant sur plusieurs périodes tel que présenté au chapitre 5.

Toutefois, les estimés des paramètres obtenus ne sont sans doute pas uniques. Le caractère mal-conditionné du problème inverse (discuté dans l'article du chapitre 3) permet d'obtenir plusieurs combinaisons de paramètres résultant en une valeur unique de la fonction objectif. Cette caractéristique présente un problème au niveau de l'algorithme d'optimisation, ce qui a

été partiellement résolu avec l'ajout d'une contrainte sur les coefficients de la courbe à charge partielle des équipements présents dans le volume de contrôle de calibration.

L'utilisation de méthodes numériques d'optimisation avec des données mesurées n'est pas triviale. Bien que plusieurs publications présentent des modèles calibrés à l'aide de techniques d'optimisation, la calibration du modèle n'est généralement pas l'objectif principal des travaux, mais plutôt les analyses subséquentes qui sont complétées. Bien qu'un domaine de la statistique liée à l'estimation de paramètres et à l'identifiabilité des paramètres de modèles existe, ces aspects sont rarement pris en compte dans les résultats publiés. Plusieurs sources d'incertitude ainsi que la structure même des modèles utilisés ont une influence sur le processus d'estimation. La collaboration avec des experts de ces domaines serait bénéfique à la résolution du problème de calibration des modèles énergétiques.

Les modèles d'équipement utilisés pour effectuer la prédiction des transferts d'énergie comportent une multitude de paramètres. Ces modèles sont construits et majoritairement utilisés pour effectuer une prédiction du comportement des équipements CVCA et du système les regroupant. Toutefois, lorsque des données mesurées sont utilisées dans le contexte d'un problème inverse, il devient difficile d'identifier ces nombreux paramètres. Une analyse formelle d'identifiabilité permettrait de déterminer si un paramètre peut être identifié, et si identifiable, avec quel niveau de précision. En contrepartie, si la valeur réelle des paramètres n'est pas requise par l'analyse effectuée (i.e. seulement la prédiction par le modèle est requise) plusieurs combinaisons de paramètres peuvent être obtenues ayant le même pouvoir prédictif. Il revient au modeleur de déterminer si cette situation est acceptable pour l'analyse qu'il souhaite effectuer.

L'imposition des variables d'état comporte une composante d'erreur qui n'a pas pu être déterminée. Bien que les données soient lues directement à partir d'un fichier séparé de l'outil de simulation, il existe certaines différences entre les profils des variables d'états à la sortie du volume de contrôle. Le programme *EMS* utilisé, propre au logiciel EnergyPlus, a été écrit selon les recommandations du manuel du logiciel. Toutefois, la documentation ayant

été trouvée parfois incomplète, une analyse approfondie du code utilisé pour effectuer la simulation est nécessaire pour identifier les causes de ces différences. Les outils de simulation énergétique actuels ne sont pas développés pour utiliser efficacement les données mesurées. Les modifications proposées à la section 5.2.2 et détaillées dans l'annexe i, représentent une solution fonctionnelle permettant l'imposition des variables d'état à un nœud précis d'un système mécanique du modèle énergétique. Toutefois, cette solution n'est pas très efficace puisqu'elle nécessite la résolution d'équations et l'enregistrement de données n'étant pas nécessaire à l'estimation de paramètres. Cette situation allonge inutilement le temps d'estimation et génère beaucoup de données qui ne sont pas utilisées. L'application pratique de l'approche de calibration proposée nécessite l'accélération du calcul de la fonction objectif comprenant la simulation du volume de contrôle. Un arrimage plus symbiotique entre les outils de simulation et les données mesurées dans les bâtiments semble nécessaire afin d'améliorer l'analyse de la performance énergétique des édifices dans la phase d'occupation.

La prédiction obtenue avec les paramètres estimés issus de la réduction de la dimension du problème d'optimisation n'est pas supérieure à la prédiction obtenue avec le domaine complet. Toutefois, la réduction du domaine limite le nombre de degrés de liberté du modèle. L'application de la méthode proposée à d'autres volumes de contrôle (utilisant d'autres modèles d'équipement CVCA) pourrait mener à des résultats plus probants lorsque plusieurs dizaines de paramètres sont nécessaires à la simulation du modèle d'équipement.

La relation modérément linéaire identifiée entre les résiduels de la prédiction de température du modèle EnergyPlus calibré et le différentiel de pression du ventilateur soulève une question d'actualité pour les modèles énergétiques. L'utilisation des modèles d'équipements du logiciel EnergyPlus, des modèles validés d'un outil utilisé mondialement, peut laisser croire que ces modèles peuvent adéquatement représenter le comportement réel des équipements CVCA. L'approche proposée étant une nouvelle application de ces modèles, la précision de ceux-ci par rapport à la précision et l'incertitude de mesure des capteurs installés dans la pratique peuvent poser problème lors de la calibration.

Rapport-Gratuit.com

La méthodologie développée et les résultats d'application obtenus dans le chapitre 5 ont permis d'atteindre l'objectif et les sous-objectifs définis à la section 2.1. Les retombées potentielles de l'utilisation et de l'implantation de cette approche sont substantielles. Plusieurs types d'analyses ayant un impact significatif ont été proposés à partir de modèles calibrés. L'application pratique de ces analyses est toutefois pratiquement inexistante, car la calibration de modèle est une tâche difficile à accomplir. La méthode proposée dans ce mémoire amène une méthode systématique et automatique de calibration des modèles d'équipement CVCA des modèles énergétiques. L'expansion de l'approche proposée a le potentiel de rendre accessible à plusieurs professionnels un modèle énergétique calibré de façon automatique, systématique et viable économiquement.

CONCLUSION

Ce mémoire propose une nouvelle approche de calibration automatique des modèles énergétiques du bâtiment en utilisant les données colligées des systèmes d'automatisation. Cette approche vise la calibration des paramètres d'un domaine réduit du modèle énergétique, les systèmes mécaniques regroupant les différents équipements CVCA.

Trois articles démontrent la méthodologie et les résultats obtenus. Le chapitre 3 présente un article de conférence effectuant l'estimation de paramètre de modèles d'équipement CVCA sous TRNSYS, identifie la nature mal-conditionnée du problème inverse et propose une contrainte sur la courbe à charge partielle. Le chapitre 4 porte sur la procédure d'estimation des paramètres vers EnergyPlus et propose une série de tests méthodologiques utilisant des données synthétiques validant le processus d'estimation. Le chapitre 5 présente une méthodologie bonifiée ainsi que l'application de la méthode proposée avec des données mesurées colligées d'un bâtiment universitaire. L'estimation des paramètres du modèle de ventilateur à débit variable d'une unité de ventilation résulte en une puissance de ventilation et une température d'alimentation considérée comme calibrées selon l'ASHRAE 14-2002.

Une discussion globale des résultats obtenus dans les articles des chapitres 3 à 5 est proposée au chapitre 6 mettant en évidence les liens entre les résultats de chaque article. Les détails de la méthode d'imposition des variables d'état utilisée et la procédure d'estimation des paramètres sont détaillés en annexe.

La méthodologie présentée ainsi que les articles produits dans le cadre de ce mémoire proposent une nouvelle approche de calibration automatique des modèles d'équipements CVCA avec des données colligées. Cette contribution au domaine de la simulation énergétique pave la voie à une utilisation plus symbiotique des données mesurées avec les outils de simulation et à une meilleure intégration des outils de simulation dans la phase d'opération des bâtiments.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

RECOMMANDATIONS

À partir des résultats obtenus dans les articles du chapitre 3, chapitre 4 et chapitre 5, plusieurs recommandations sont formulées. Des recommandations pour améliorer l'approche de calibration des modèles énergétiques sont proposées.

Investigation de l'effet de l'incertitude de mesure

L'imposition de variables d'état dans le logiciel ne permet pas de prendre en compte la nature stochastique de ces données. L'utilisation d'un estimateur prenant en compte l'erreur dans les variables (*error in variable* (*EIV*)) pourrait permettre d'obtenir de meilleurs estimés ponctuels des paramètres du volume de contrôle d'intérêt du modèle. En plus de l'incertitude de mesure, l'effet de la dérive des capteurs pourrait aussi faire l'objet d'une analyse plus approfondie.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Utilisation de méthode bayésienne

L'utilisation de la distribution a priori des paramètres du volume de contrôle d'intérêt permet une autre forme de régularisation de l'estimation des paramètres. De plus, ce type d'approche permet d'obtenir une distribution estimée du paramètre ce qui permet d'avoir une meilleure idée de la précision obtenue. Cette méthode est plus difficile à utiliser puisque le choix de la distribution a priori d'un paramètre influence fortement le résultat obtenu et l'identification de la distribution n'est pas toujours triviale.

Utilisation directe des modèles d'équipement

L'utilisation directe des modèles d'équipement permettrait l'accélération de l'estimation et l'utilisation d'autres méthodes de calibration. La méthode d'imposition présentée dans ce mémoire permet l'estimation des paramètres d'un volume de contrôle préalablement défi. Toutefois, puisque seulement une petite partie du modèle est pertinente pour le processus d'estimation, une grande quantité de ressource utilisée sert à compléter la simulation dans le logiciel EnergyPlus. Par exemple, la température de chaque zone du modèle est calculée à chaque pas de temps, ce qui est inutile puisque les variables d'état à l'entrée du volume de

contrôle sont imposées par le programme *EMS*. Les travaux de l'annexe 60 de l'agence internationale de l'énergie devraient être suivis afin d'évaluer si des outils de co-simulations pourraient permettre d'améliorer ce transfert d'informations. D'autres méthodes d'estimation des paramètres et de propagation d'incertitude pourront être évaluées si le coût d'évaluation du modèle est réduit significativement.

Ajout d'analyse d'identifiabilité des paramètres du volume de contrôle défini à la méthodologie

Une analyse d'identifiabilité des paramètres d'un volume de contrôle défini permettrait de déterminer avant d'effectuer l'optimisation si le paramètre est identifiable en fonction du modèle utilisé, des capteurs disponibles et de la précision qui leur est associée. De plus, une plage de précision sur l'estimé du paramètre obtenu pourrait être déterminée.

Installation de capteurs supplémentaires

L'installation de capteurs supplémentaires permet d'obtenir des volumes de contrôles ayant moins de paramètres. Ceci pourrait permettre d'identifier plus de paramètres des modèles composant le système CVCA du bâtiment.

Définition améliorée des bornes du domaine d'optimisation

Les bornes d'optimisation utilisées pour effectuer l'estimation des paramètres du volume de contrôle défini ont été déterminées heuristiquement pour les trois articles. Ces bornes viennent fixer la plage de variation des différents paramètres du volume de contrôle durant les différentes évaluations de la fonction objectif de l'algorithme d'optimisation. Certaines limites physiques (différentiel de pression positif, efficacité entre 0 et 1, etc.) peuvent être déterminées. Toutefois, plusieurs paramètres affectant la performance des systèmes (coefficients de courbes à charge partielle, taux de transfert de chaleur, etc.) sont plus difficilement abordés. Une définition des bornes d'optimisation en effectuant une analyse comparative de la performance réelle de certains types d'équipement pour une certaine plage de capacité pourrait permettre de cerner plus précisément le domaine d'optimisation.

Définition plus précise du lot de données d'estimation des paramètres

La taille du lot de données nécessaire pour effectuer l'estimation des paramètres du volume de contrôle est une autre question importante soulevée par les travaux de ce mémoire. En plus de la taille, d'autres caractéristiques du lot telles que le contenu d'information, la plage de conditions nécessaires, etc. sont des éléments qui n'ont pas été soulevés dans l'approche proposée. La définition de ces caractéristiques pourrait permettre de déterminer les conditions à respecter pour qu'un lot de données permette l'estimation fiable des paramètres influents du volume de contrôle choisi.

Identification de contraintes supplémentaires

L'identification de contraintes supplémentaires pourrait améliorer l'approche. La normalisation de la courbe à charge partielle lors de l'estimation des paramètres du volume de contrôle prend la forme d'une contrainte dans le problème d'optimisation. Cette caractéristique du problème vient régulariser l'estimation des paramètres. L'identification de contraintes supplémentaires au sein d'un volume de contrôle, ou entre plusieurs volumes de contrôle, pourrait permettre d'ajouter d'autres contraintes de régularisation bonifiant l'approche présentée dans ce mémoire.

Évaluation des approches utilisées dans d'autres domaines scientifiques

Plusieurs autres domaines scientifiques (e.g. hydrologie, géophysique, météorologie, etc.) ont à traiter des problèmes similaires à la calibration de modèles énergétiques du bâtiment (i.e. des modèles couteux, avec plusieurs degrés de liberté et peu de données mesurées). L'exploration des méthodes déjà développées pour ces domaines et la collaboration à la résolution des problématiques entre ces différents domaines pourraient probablement permettre des avancées au niveau de la calibration des modèles énergétiques.

ANNEXE I

IMPOSITION DES VARIABLES D'ÉTAT

Cette annexe présente la procédure développée afin d'effectuer l'imposition des variables d'état à un point spécifique du logiciel EnergyPlus. Cette procédure est utilisée en conjonction avec le processus d'estimation des paramètres, détaillé à l'annexe ii, pour obtenir les résultats des articles des chapitres 4 et 5. Les modifications apportées au modèle énergétique ainsi que les objets supplémentaires ajoutés sont détaillés dans cette section. Ces objets utilisent le langage *EMS*, propre au logiciel EnergyPlus, pour permettre un contrôle plus avancé de la simulation énergétique. L'Algorithme-A I-1 présente les objets nécessaires pour effectuer cette tâche.

Algorithme-A I-1 Objets ajoutés au modèle énergétique initial

```
Schedule:File   POUR CHAQUE VARIABLE D'ÉTAT
    Name ← ►DÉFINIR UN NOM POUR L'HORAIRE D'IMPORTATION
    ScheduleTypeLimitsName ← Any Number
    FileName ← ► NOM DU FICHIER .CSV DES DONNÉES AVEC CHEMIN D'ACCÈS
    ColumnNumber ← 1
    RowstoSkipatTop ← 0
    NumberofHoursofData ← 8760
    ColumnSeparator ←
    InterpolatetoTimestep ← No
    MinutesperItem ← 15

EnergyManagementSystem:Sensor ► POUR CHAQUE SCHEDULE:FILE
    Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR LE "CAPTEUR"
    IndexKeyName ← ► NOM DE L'HORAIRE D'IMPORTATION DÉFINI
    Output : Variable ← Schedule Value

EnergyManagementSystem:GlobalVariable
    ErlV ariable1Name ← ► DÉFINIR NOM DE VARIABLE GLOBALE
    ►AJOUTER UNE VARIABLE POUR CHAQUE EnergyManagementSystem :Sensor
```

Algorithme-A I-1 Objets ajoutés au modèle énergétique initial (suite)

EnergyManagementSystem:Program ► TRANSFERT VERS LES VARIABLES GLOBALES
Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR LE PROGRAMME
ProgramLine1 ← *SET nom de variable globale = EnergyManagementSystem : Sensor(Name)*
► AJOUTER UNE LIGNE DE PROGRAMME POUR CHAQUE *EnergyManagementSystem : Sensor*

EnergyManagementSystem:Program ► TRANSFERT VERS LES ACTIONNEURS
Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR LE PROGRAMME
ProgramLine1 ← *SET EnergyManagementSystem:Actuator(NAME) =* ► NOM DE VARIABLE GLOBALE
► AJOUTER UNE LIGNE DE PROGRAMME POUR CHAQUE *EnergyManagementSystem : Sensor*
► AJOUTER LES OBJETS *EnergyManagementSystem : Actuator* CORRESPONDANT

EnergyManagementSystem:Actuator ► (TEMPÉRATURE)
Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR L'"ACTIONNEUR"
ActuatedComponentUniqueName ← ► NOM DE L'ÉQUIPEMENT VIRTUEL
ActuatedComponentType ← *Air connection 1*
ActuatedComponentControlType ← *Outlet Temperature*

EnergyManagementSystem:Actuator ► (HUMIDITÉ)
Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR L'"ACTIONNEUR"
ActuatedComponentUniqueName ← ► NOM DE L'ÉQUIPEMENT VIRTUEL
ActuatedComponentType ← *Air connection 1*
ActuatedComponentControlType ← *Outlet Humidity Ratio*

EnergyManagementSystem:Actuator ← ► (DÉBIT MASSIQUE)
Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR L'"ACTIONNEUR"
ActuatedComponentUniqueName ← ► .NOM DE L'ÉQUIPEMENT VIRTUEL
ActuatedComponentType ← *Air connection 1*
ActuatedComponentControlType ← *Mass Flow Rate*

EnergyManagementSystem:ProgramCallingManager
Name ← ► DÉFINIR UN NOM POUR L'OBJET
CallingPoint ← *InsideHVACSystemIterationLoop*
ProgramName1 ← ► NOM DU PROGRAMME DE TRANSFERT VERS LES VARIABLES GLOBALES
ProgramName2 ← ► NOM DU PROGRAMME DE TRANSFERT VERS LES ACTIONNEURS

Coil:UserDefined
Name ← ►.DÉFINIR UN NOM POUR L'OBJET
OverallModelSimulationProgramCallingManagerName ← ► .NOM DE L'OBJET EMS:PROGRAMCALLINGMANAGER
ModelSetupandSizingProgramCallingManagerName ← ► .NOM DE L'OBJET EMS:PROGRAMCALLINGMANAGER
NumberofAirConnections ← ►*1*

Certains objets du modèle initial doivent aussi être modifiés afin d'effectuer la simulation du avec les objets ajoutés. L'Algorithme-A I-2 présente les modifications du modèle à effectuer.

Algorithme-A I-2 Objets du modèle énergétique initial modifié

Coil:UserDefined
AirConnection1InletNodeName ← ►.LIRE LE BON NOEUD
AirConnection1OutletNodeName ← ► DÉFINIR UN NOEUD

Branch ► OÙ L'IMPOSITION SE FAIT
Component1ObjectType ← *Coil: UserDefined*
Component1Name ← *Coil:UserDefined(Name)*
Component1InletNodeName ← *Coil:UserDefined(Inlet)*
Component1OutletNodeName ← *Coil:UserDefined(Outlet)*
Component2InletNodeName ← *Coil:UserDefined(Outlet)*

Component 2 ►ÉQUIPEMENT APRÈS LE POINT D'IMPOSITION
AirInletNodeName ← *Coil:UserDefined(Outlet)*

L'objectif principal de la méthode d'imposition étant d'effectuer l'entrée de données mesurées au sein du moteur de simulation EnergyPlus, il est donc nécessaire de définir un fichier de données. Les données sont transférées dans le logiciel de simulation par l'entremise de l'objet *Schedule:File*. Dans la méthode d'imposition présentée dans cette section, aucune conversion des unités de mesure n'est effectuée. Le modeleur est donc responsable d'utiliser des unités concordant avec le logiciel de simulation. Les variables d'états utilisées dans ce mémoire étant :

- la température (ºC);
- le débit massique (kg/s);
- l'humidité (kg/kg).

Rapport-Gratuit.com

ANNEXE II

ESTIMATION DES PARAMÈTRES

Cette annexe détaille le processus d'estimation des paramètres avec le logiciel GenOpt, Python et EnergyPlus. Ce processus est utilisé en conjonction avec la procédure d'imposition des variables d'état, détaillé à l'annexe i, pour obtenir les résultats des articles des chapitres 4 et 5. Le logiciel GenOpt contient plusieurs algorithmes d'optimisation pouvant être facilement couplés avec les logiciels de simulation qui utilise un fichier texte comme modèle. La Figure-A II-1 illustre le fonctionnement du logiciel GenOpt avec un outil de simulation.

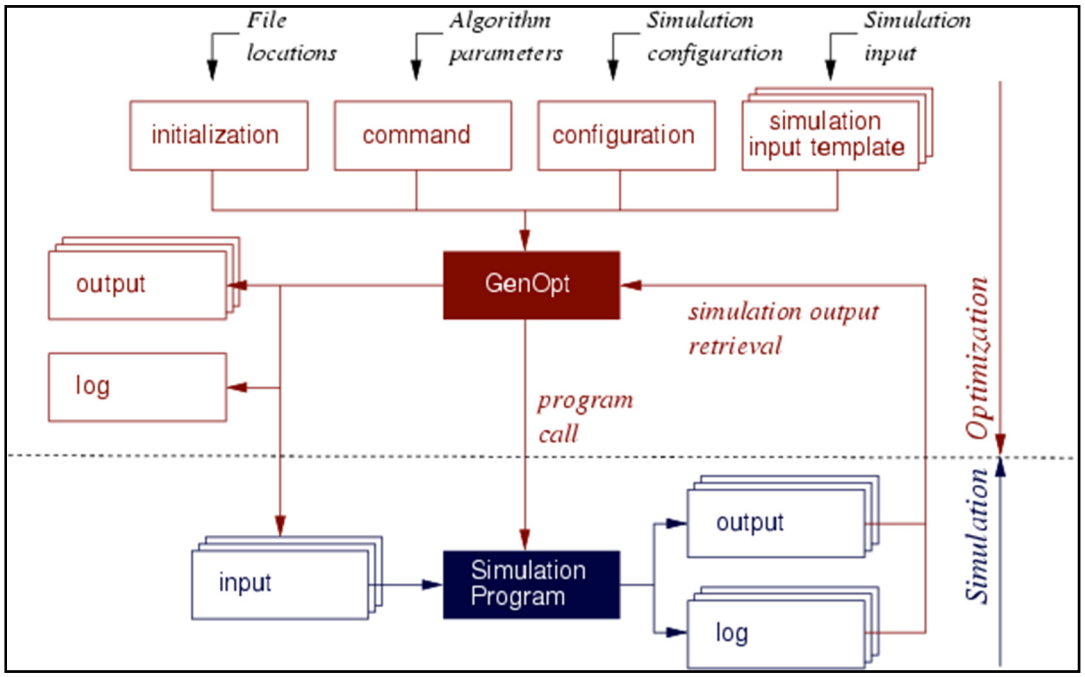


Figure-A II-1 Schéma du logiciel GenOpt avec un logiciel de simulation
Tirée de (Wetter, 2008, p. 69)

Un modèle initial («simulation input template») est modifié par le logiciel d'optimisation afin de simuler une itération des paramètres d'optimisation choisis. Le résultat de la simulation est par la suite transféré vers le logiciel d'optimisation pour continuer le processus. Différents

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

fichiers sont donc nécessaires à l'estimation des paramètres d'un modèle d'équipement CVCA du logiciel EnergyPlus. Le Tableau-A II-1 présente les différents fichiers utilisés pour estimer les paramètres d'un équipement CVCA avec ces logiciels.

Tableau-A II-1 Description des fichiers utilisés pour estimer les paramètres

Fichier	**Logiciel**	**Description**
Modèle.idf	EnergyPlus	Modèle énergétique
Météo.epw	EnergyPlus	Fichier météo
Calib.cfg	GenOpt	Ce fichier contient la commande utilisée pour lancer la simulation du modèle EnergyPlus
Calib.ini	GenOpt	Ce fichier contient les noms des fichiers d'entrée et de sortie du logiciel de simulation
Calib.txt	GenOpt	Ce fichier contient l'information associée aux paramètres du problème d'optimisation (valeur initiale, incrément, bornes) et à l'algorithme choisi (maximum d'itérations, paramètres, etc.)
Path_change.py	Python	Script remplaçant le chemin d'accès du fichier de données mesurées dans le modèle énergétique (*Schedule :File*)
ObjFunction.py	Python	Script retournant la valeur de la fonction objectif vers GenOpt

BIBLIOGRAPHIE

ASHRAE. 2002. « Guideline 14-2002, Measurement of Energy and Demand Savings ». *American Society of Heating, Ventilating, and Air Conditioning Engineers, Atlanta, Georgia*.

ASHRAE. 2009. « Standard 189.1-2009 ». *Standard for the Design of High-Performance Green Buildings Except Low-Rise Residential Buildings*.

Beck, James V. . 1998. « Inverse problems and parameter estimation: integration of measurements and analysis ». *Measurement Science and Technology,* vol. 9, nº 6, p. 839-847.

Bos, Adriaan van den. 2007. *Parameter estimation for scientists and engineers*. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience, xiv, 273 p. p.

Bou Saada, T, et J Haberl. 1995. « An improved procedure for developing calibrated hourly simulation models ». *Proceedings of the International Building Performance Simulation Association*.

Campolongo, Francesca, Jessica Cariboni et Andrea Saltelli. 2007. « An effective screening design for sensitivity analysis of large models ». *Environmental modelling & software,* vol. 22, nº 10, p. 1509-1518.

Chipperfield, Andrew John, Peter Fleming et Hartmut Pohlheim. 1994. *Genetic Algorithm Toolbox: For Use with MATLAB; User's Guide (version 1.2)*. University of Sheffield, Department of Automatic Control and Systems Engineering.

Clarke, J. A. 2001. *Energy simulation in building design*, 2nd ed.. Oxford: Butterworth-Heinemann, x, 362 p. p.

Coakley, Daniel, Paul Raftery, Padraig Molloy et Gearóid White. 2011. « Calibration of a Detailed BES Model to Measured Data Using an Evidence-Based Analytical Optimisation Approach ». *Proceedings of Building Simulation 2011*.

Crawley, Drury B., Jon W. Hand, Michaël Kummert et Brent T. Griffith. 2008. « Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs ». *Building and Environment,* vol. 43, nº 4, p. 661-673.

DOE, US. 2009. *Getting started with EnergyPlus*. US Department of Energy.

DOE, US. 2012. « Building energy software tools directory ».

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

DOE, US. 2013. « EnergyPlus Engineering Reference ». *The Reference to EnergyPlus Calculations*.

Gestwick, M. J., et J. A. Love. 2014. « Trial application of ASHRAE 1051-RP: Calibration method for building energy simulation ». *Journal of Building Performance Simulation,* vol. 7, nº 5, p. 346-359.

Larochelle Martin, Gilbert, Hervé Frank Nouanegue, Simon Sansregret, Karine Lavigne et Danielle Monfet. 2015. « Calibration de modèles d'équipement CVCA sous TRNSYS avec un algorithme évolutionnaire ». In *XII ème Colloque Interuniversitaire Franco-Québécois sur la Thermique des Systèmes*. (Sherbrooke, Canada).

Lavigne, Karine. 2009. « Assisted calibration in building simulation–Algorithm description and case studies ». In *Proceedings of the Eleventh International IBPSA Conference*. p. 1498-1505.

Liu, M, DE Claridge, N Bensouda, K Heinemeier, S Lee, G Wei et P Mathew. 2003. « Manual of procedures for calibrating simulations of building systems ». *Berkeley, CA: Lawrence Berkeley National Laboratory*.

Maile, Tobias, Vladimir Bazjanac et Martin Fischer. 2012. « A method to compare simulated and measured data to assess building energy performance ». *Building and Environment,* vol. 56, p. 241-251.

Maile, Tobias, Martin Fischer et Vladimir Bazjanac. 2007. « Building energy performance simulation tools-a life-cycle and interoperable perspective ». *Center for Integrated Facility Engineering (CIFE) Working Paper,* vol. 107, p. 1-49.

Monfet, Danielle, et Radu Zmeureanu. 2013. « Calibration of a central cooling plant model using manufacturer's data and measured input parameters and comparison with measured performance ». *Journal of Building Performance Simulation,* vol. 6, nº 2, p. 141-155.

Rabl, A. 1988. « Parameter estimation in buildings: methods for dynamic analysis of measured energy use ». *Journal of Solar Energy Engineering,* vol. 110, nº 1, p. 52-66.

Raftery, Paul, Marcus Keane et Andrea Costa. 2011. « Calibrating whole building energy models: Detailed case study using hourly measured data ». *Energy and Buildings,* vol. 43, nº 12, p. 3666-3679.

Raftery, Paul, Marcus Keane et James O'Donnell. 2011. « Calibrating whole building energy models: An evidence-based methodology ». *Energy and Buildings,* vol. 43, nº 9, p. 2356-2364.

Reddy, T. Agami. 2011. *Applied data analysis and modeling for energy engineers and scientists*. New York: Springer.

Reddy, T. Agami 2006. « Literature review on calibration of building energy simulation programs: Uses, problems, procedure, uncertainty, and tools ». In. Vol. 112 PART 1, p. 226-240.

Reddy, T. Agami, Itzhak Maor et Chanin Panjapornpon. 2007a. « Calibrating Detailed Building Energy Simulation Programs with Measured Data—Part I: General Methodology (RP-1051) ». *HVAC&R Research,* vol. 13, nº 2, p. 221-241.

Reddy, T. Agami, Itzhak Maor et Chanin Panjapornpon. 2007b. « Calibrating Detailed Building Energy Simulation Programs with Measured Data—Part II: Application to Three Case Study Office Buildings (RP-1051) ». *HVAC&R Research,* vol. 13, nº 2, p. 243-265.

Reddy, TA, et DE Claridge. 1994. « Using synthetic data to evaluate multiple regression and principal component analyses for statistical modeling of daily building energy consumption ». *Energy and buildings,* vol. 21, nº 1, p. 35-44.

Ressources naturelles Canada. 2013. *Évolution de l'efficacité énergétique au Canada De 1990 à 2010*. Ressources naturelles Canada.

Saltelli, Andrea, Stefano Tarantola, Francesca Campolongo et Marco Ratto. 2004. *Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models*. John Wiley & Sons.

Sun, Jian, et Agami Reddy. 2006. « A new approach to developing building energy system simulation programs suitable for both design and optimal operation ». *ASHRAE transactions*, p. 729-738.

Waltz, James P. 2000. *Computerized building energy simulation handbook*. Lilburn, Ga.: Fairmont Press, 211 p. p.

Wetter, M. 2008. « GenOpt Manual: Generic Optimization Program, Version 2.1. 0 ». *University of California (through Lawrence Berkeley National Laboratory), Berkeley*.

Wetter, Michael, et Elijah Polak. 2004. « A convergent optimization method using pattern search algorithms with adaptive precision simulation ». *Building Services Engineering Research and Technology,* vol. 25, nº 4, p. 327-338.

Yoon, J., E. J. Lee et D. E. Claridge. 2003. « Calibration procedure for energy performance simulation of a commercial building ». *Journal of Solar Energy Engineering, Transactions of the ASME,* vol. 125, nº 3, p. 251-257.

Zibin, N. F., R. G. Zmeureanu et J. A. Love. 2013. « Use of Building Automation System Trend Data for Inputs Generation in Bottom-Up Simulation Calibration ». In *International Conference for Enhanced Building Operations*. (Montréal, Canada). Energy Systems Laboratory, Texas A&M University.

Zweifel, Gerhard, et Matthias Achermann. 2003. « RADTEST–the extension of program validation towards radiant heating and cooling ». *Building Simulation '03, Eindhoven, Netherlands*, p. 1505-1511.