

GESTION BIOMIMÉTIQUE DE L'ÉNERGIE DANS LE BÂTIMENT

THÈSE N° 1792 (1998)

PRÉSENTÉE AU DÉPARTEMENT D'ARCHITECTURE

ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE DOCTEUR ÈS SCIENCES

PAR

Manuel BAUER

**Ingénieur physicien diplômé EPF
originaire de Langnau im Emmental (BE)**

acceptée sur proposition du jury:

**Prof. J.-L. Scartezzini, directeur de thèse
Dr M. El Khoury, corapporteur
Prof. W. Gerstner, corapporteur
Prof. R. Gicquel, corapporteur
Dr N. Morel, corapporteur
M. R. Stulz, corapporteur**

**Lausanne, EPFL
1998**

VERSION ABREGEE

La régulation thermique des bâtiments est un problème complexe. Les variables aléatoires, telles que les occupants et les conditions météorologiques, peuvent fortement varier au cours du temps et rendent cette tâche difficile.

Une analogie entre les systèmes 'bâtiment' et 'corps humain' est proposée en introduction à ce travail. Dotés d'une activité interne (le comportement des usagers, les gains internes) et soumis à un environnement extérieur (le rayonnement solaire et la température extérieure), ces deux systèmes doivent assurer des conditions de confort thermique en minimisant la consommation d'énergie. Quelques stratégies issues de la thermorégulation du corps humain sont appliquées au bâtiment. Par ailleurs, des technologies 'biomimétiques' (imitant le comportement des organismes vivants ou leur raisonnement) telles que les réseaux de neurones artificiels et la logique floue ont été appliquées au développement d'une régulation optimale du chauffage et à un contrôleur de stores.

La régulation optimale du chauffage fait appel à des modèles permettant de décrire l'évolution à court terme des conditions météorologiques, ainsi que le comportement thermique dynamique du bâtiment. Ces modèles, basés sur des réseaux de neurones artificiels sont élaborés en vue:

- d'optimiser les performances de prévision de modèles météorologiques classiques (auto-régressifs, stochastiques), basés sur un nombre de capteurs limités (température extérieure et rayonnement solaire);
- de décrire précisément le comportement thermique dynamique d'un bâtiment, à l'aide d'un modèle adaptatif, tenant compte des non linéarités introduites par les occupants;
- de limiter aux maximum l'intervention extérieure nécessaire à l'initialisation de ces modèles, en vue de faciliter une application pratique.

Le contrôleur de stores, basé sur la logique floue est développé; il permet de gérer les fonctions parfois contradictoires des stores, tels que:

- assurer un confort visuel optimal pour les occupants;
- optimiser les échanges thermiques à travers la fenêtre;
- satisfaire les vœux des utilisateurs.

Pour l'évaluation et la comparaison de différents principes de gestions du chauffage et des stores, une méthode de diagnostic est proposée (méthode Eta). Elle permet d'évaluer la sensibilité aux gains gratuits des bâtiments chauffés et refroidis, soumis à différents modes de régulation.

Les régulations proposées ont été testées sur deux locaux d'un bâtiment administratif durant trois saisons de chauffage. Ces locaux sont caractérisés par des gains solaires importants (façade sud, indice de vitrage élevé) et une structure massive. De nombreuses simulations numériques ont été effectuées afin de compléter l'expérimentation. Les résultats obtenus montrent que, par rapport à une régulation conventionnelle performante, munie de sondes de température intérieure, extérieure et solaire, d'algorithmes d'adaptation automatique de la courbe de chauffage et d'optimisation de la relance, la régulation biomimétique du chauffage permet:

- de réduire sensiblement la consommation de chaleur (13% sur la saison de chauffage);
- d'optimiser le confort thermique des occupants;
- de faciliter la mise en service.

En intégrant la gestion biomimétique des stores à celle du chauffage, les simulations effectuées montre que l'on réduit encore de 20% la consommation de chaleur du local (par rap-

port au cas où seul la gestion biomimétique du chauffage est appliquée), tout en améliorant les conditions de confort visuel. Ceci est obtenu en diminuant le coefficient de transfert thermique (par fermeture nocturne du store) et en optimisant l'utilisation des gains solaires.

Ce travail démontre que la consommation d'énergie des bâtiments dépend fortement de la manière dont ceux-ci sont régulés et que l'ordre de grandeur des économies obtenu est comparable à celui découlant d'autres améliorations du bâtiment (notamment de l'enveloppe). Ainsi, une paroi vitrée munie d'un store devient, selon les cas, une source de chaleur (à travers les gains solaires en période hivernale) ou une source de froid (par refroidissement passif en période estivale). Un contrôle approprié peut en tirer parti pour abaisser sensiblement la consommation du bâtiment.

ABSTRACT

The efficient thermal control of buildings is a complex problem. Non controlled perturbations like user behaviour and meteorological conditions can change much with time and make this task difficult.

This work proposes considering the building as a 'living system', with an internal activity (user behaviour and internal gains) and placed in an influencing environment (the solar radiation and the external temperature). As a living system, the building must provide thermal comfort conditions to its inhabitants and minimize its energy consumption. Strategies taken from the behavioural thermo regulation of the human body, as well as biomimetic technologies like artificial neural networks and fuzzy logic (technologies that imitate the behaviour of living systems), were used to reach these objectives.

An optimal heating controller is proposed. It uses meteorological short term prediction models (for solar radiation and external temperature), as well as a model to describe the thermal evolution of a building. These models are based on artificial neural networks and have the following objectives:

- Optimize the prediction performance of adaptive meteorological models based on a limited number of local measurements.
- Precisely describe the thermal behaviour of buildings including the non-linearities introduced by inhabitants, with a self-adaptive model.
- Limit as much as possible the commissioning procedure necessary to initialize these models.

A fuzzy blind controller is also developed. It can manage the sometimes contradictory goals of blinds:

- Provide optimal visual comfort for the inhabitants;
- Optimize the thermal exchanges through the window;
- Satisfy user wishes.

To evaluate and compare different heating and blind control strategies, a correlation method is proposed. It evaluates the sensibility to solar and heating gains of a heated and cooled building.

The proposed controllers have been tested in two rooms of a non residential building during three years. These rooms have large solar gains (south orientation and a high window fraction) and a massive structure. Many numerical simulations complete the experimental results.

When compared to a conventional but efficient heat controller, equipped with internal temperature, external temperature and solar sensors, self adapting heating curve algorithms and optimal start/stop procedures, the biomimetic controller:

- reduce thermal energy needs (13% for the heating season);
- optimize the inhabitants' thermal comfort;
- make easier the commissioning procedure.

When the blind controller is added, simulations show an extra 20% of energy savings (when compared to the case with only the biomimetic heating). This results from a reduced global heat transfer coefficient (due to blind's night closing) and an optimization of the solar gains use.

This work shows that the heating consumption of buildings depends largely on the way they are controlled. The energy savings obtained with an efficient control is comparable to those resulting of an improvement of the building's envelope. For example, a window area with an

automatic blind control can be a heating source (with the solar gains in a winter period) or a cooling source (with passive cooling in a summer period). Appropriate control can use this property to decrease the building's energy consumption.

REMERCIEMENTS

Ce travail de thèse n'aurait pas été possible sans l'appui et le soutien de nombreuses personnes que je souhaite ici vivement remercier:

Le professeur Jean-Louis Scartezzini, directeur du laboratoire d'énergie solaire et de physique du bâtiment, mon directeur de thèse, pour son soutien et ses critiques tout au long de ce travail.

Le Dr. Nicolas Morel pour ses nombreux conseils, la collaboration fructueuse que nous avons eue au LESO et en particulier pour la programmation du logiciel de simulation sur Matlab.

Jens Krauss du CSEM pour son engagement et son excellent travail dans le cadre du projet NEUROBAT, en particulier sa contribution dans l'élaboration des modèles de prédiction météorologique et la programmation des régulations conventionnelles.

Laurent Deschamps pour sa curiosité et la programmation temps réel sur Labview qu'il a effectué avec brio.

Le Dr. Mario El-Khoury du CSEM pour ses conseils indispensables dans la partie réglage, son soutien dans le projet NEUROBAT, ainsi que pour avoir accepté d'être membre du jury

Le professeur Eric Jécquier, directeur de l'institut de physiologie de l'université Lausanne pour ses conseils portant sur l'énergétique du corps humain.

Le professeur Eric Lambert de l'école d'ingénieur du Canton de Vaud qui a su m'apporter un soutien déterminant et une certaine ouverture d'esprit durant les phases difficiles de ce travail.

Mme Rachel Monin-Gacond pour sa relecture attentive du manuscrit et ses pancakes succulents.

Le professeur Renaud Gicquel, directeur du centre d'énergétique de l'école des mines de Paris, M. Roland Stulz, architecte et le professeur Wulfram Gerstner du laboratoire de microinformatique de l'EPFL, tous membres du jury, pour leur expertise et leur intérêt manifesté à l'égard de mon travail.

Le Centre Suisse d'Electronique et de Microtechnique (CSEM) à Neuchâtel pour avoir financé en grande partie mon travail de thèse.

L'Office fédéral de l'énergie pour avoir cru aux projets DELTA et NEUROBAT qui ont servi de trame à ce travail.

Le laboratoire d'énergie solaire et de physique du bâtiment pour son ambiance de travail et ses collaborateurs exceptionnels.

Ma femme Natacha pour ses relectures, la saisie de toute la bibliographie ainsi que Chloé et Marion pour leur soutien et leur patience durant les longues soirées passées dans le bureau loin de leur joyeuse compagnie.

TABLE DES MATIERES

1. INTRODUCTION.....	11
1.1 Principe de la gestion biomimétique.....	11
1.2 Structure du document.....	12
2. PROBLEMATIQUE ET ETAT DE LA RECHERCHE.....	13
2.1 Situation du problème.....	13
2.2 Méthodes de réglage du climat intérieur.....	14
2.2.1 Buts des régulations de chauffage.....	14
2.2.2 Méthodes de régulation conventionnelles.....	14
2.2.3 Nouveaux types de régulation.....	15
2.3 Influence de l'occupant sur la consommation d'énergie.....	16
2.3.1 Mise en service et maintenance de l'installation de chauffage.....	16
2.3.2 Occupation variable des locaux.....	17
2.3.3 Ouvertures de fenêtre.....	17
2.3.4 Gestion des stores.....	17
3. ANALOGIE BÂTIMENT-CORPS HUMAIN.....	19
3.1 Biomimétisme.....	19
3.2 Energétique et thermorégulation du corps humain.....	19
3.3 Application à la gestion des apports thermiques du bâtiment.....	22
4. DEVELOPPEMENTS THEORIQUES.....	25
4.1 Prédiction des données météorologiques.....	25
4.1.1 Modèles de prévision.....	25
4.1.2 Prévision météorologiques par RNA.....	26
4.2 Modélisation thermique du bâtiment.....	34
4.2.1 Modèles physiques et modèles de comportement.....	34
4.2.2 Modélisation du bâtiment par un réseau de neurones artificiels.....	36
4.2.3 Initialisation et auto-apprentissage du modèle du bâtiment.....	49
4.3 Gestion biomimétique du chauffage.....	54
4.3.1 Structure du contrôleur de chauffage.....	54
4.3.2 Algorithme d'optimisation.....	56
4.4 Gestion des stores par la logique floue.....	61
4.4.1 Optimisation des gains solaires.....	62
4.4.2 Optimisation des conditions de confort visuel.....	70
4.4.3 Prise en compte des souhaits des utilisateurs.....	74
4.4.4 Choix de la position finale du store.....	74
4.5 Méthode d'évaluation des systèmes de gestions des apports de chaleur	75
4.5.1 Caractérisation de la consommation d'énergie.....	75
4.5.2 Développement de la méthode expérimentale Eta.....	77
5. SIMULATION NUMERIQUE.....	85
5.1 Description sommaire du programme de simulation.....	85
5.2 Conditions de simulation.....	86
5.2.1 Simulations effectuées.....	86
5.2.2 Données météorologiques.....	86
5.2.3 Régulation de chauffage.....	86

5.2.4	Position du store	87
5.2.5	Eclairage artificiel.....	88
5.2.6	Caractéristiques des stores et du vitrage	89
5.2.7	Autres aspects	91
5.3	Contrôle de store par logique floue	91
5.3.1	Variantes étudiées	92
5.3.2	Fonctionnement qualitatif.....	93
5.3.3	Consommation d'énergie (chauffage et refroidissement)	101
5.3.4	Evaluation du confort thermique	102
5.3.5	Besoins en éclairage artificiel	103
5.3.6	Analyse Eta.....	104
5.3.7	Etude de sensibilité de l'algorithme	107
5.4	Gestion biomimétique du chauffage.....	110
5.4.1	Définition des variantes de régulation.....	110
5.4.2	Etude qualitative du fonctionnement des régulations	112
5.4.3	Résultats quantitatifs sur la saison de chauffage.....	121
5.4.4	Apports de chaleur	125
5.4.5	Evaluation du confort thermique	126
5.4.6	Analyse Eta.....	127
5.4.7	Initialisation et auto-apprentissage du modèle du bâtiment.....	128
5.5	Gestion biomimétique simultanée du chauffage et des stores.....	131
5.6	Bilan des simulations	134
6.	EXPERIMENTATION	137
6.1	Description du bâtiment LESO et des installations expérimentales ...	137
6.1.1	Description des locaux.....	137
6.1.2	Système d'acquisition de données	139
6.1.3	Eclairage artificiel.....	140
6.1.4	Contrôle biomimétique du store (expérience DELTA)	141
6.1.5	Contrôle biomimétique du chauffage (expérience NEUROBAT).....	142
6.1.6	Mesures effectuées.....	146
6.2	Contrôle de stores par logique floue	146
6.2.1	Fonctionnement qualitatif du contrôleur.....	147
6.2.2	Satisfaction des utilisateurs	153
6.2.3	Bilan des expériences sur le contrôle des stores	156
6.3	Gestion biomimétique du chauffage.....	156
6.3.1	Analyses qualitatives sur des périodes types	156
6.3.2	Comparaison des performances énergétiques.....	164
6.3.3	Evaluation du confort thermique	167
6.3.4	Autres aspects	168
6.3.5	Analyse Eta.....	169
6.3.6	Bilan des expériences sur le contrôle du chauffage	170
7.	CONCLUSION.....	171
7.1	Travail effectué.....	171
7.2	Résultats obtenus.....	172
7.3	Perspectives futures.....	173

ANNEXES	177
A.1 Introduction à la logique floue	177
A.1.1 Ensembles et sous-ensembles flous	177
A.1.2 Système expert flou	178
A.1.3 Contrôleur par logique floue	178
A.1.4 Conclusion	179
A.2 Introduction aux réseaux de neurones artificiels (RNA).....	180
A.2.1 Modèle de Neurone	180
A.2.2 Procédure d'apprentissage.....	182
A.2.3 Applications des RNA.....	183
A.2.4 Sortie monotone d'un RNA en couche	184
A.3 Linéarisation du PMV	185
REFERENCES.....	189

1. INTRODUCTION

Un aperçu général des problèmes liés au chauffage des bâtiments et de l'approche proposée dans ce travail est présenté ci-dessous. Le lecteur trouvera ensuite une description sommaire du contenu du document.

1.1 Principe de la gestion biomimétique

Si les ressources énergétiques de notre planète sont limitées, cela n'apparaît pas encore aujourd'hui comme un frein au développement économique. En effet, les réserves de pétrole, prouvées économiquement exploitables à fin 1994 dans l'état de la technologie, permettent un approvisionnement de 43 ans, au rythme actuel d'utilisation (147 ans pour le charbon et 66 ans pour le gaz) [Eur 96]. De nouveaux gisements sont régulièrement trouvés et d'autres réserves, non exploitées actuellement, à cause de leur coût, le seront à l'avenir.

C'est davantage les effets liés à l'utilisation des ressources énergétiques tels que la déforestation, l'effet de serre et la pollution qui mettent aujourd'hui en danger le développement durable et la qualité de vie de notre espèce. S'il est très difficile ou simplement utopique d'espérer une réduction du niveau de vie et du confort des personnes, afin de diminuer la consommation d'énergie primaire, il est toutefois possible d'y arriver par une conception optimisée des installations consommatrices d'énergie.

Le secteur résidentiel (sans compter les bâtiments de service) est responsable de 35% de la consommation de chaleur et de 25% de l'électricité en Suisse (voir [OFQ 91] et [OFE 95]). Or il n'y a pas de corrélation entre l'indice de consommation d'énergie et le niveau de confort des occupants des bâtiments. Une habitation (villa ou locatif) à basse consommation atteint en Suisse un indice partiel de dépense d'énergie (chauffage et eau chaude seulement) de 150 [MJ/m²an] [SIA 97], la moyenne standard étant de 700 [MJ/m²an] [SIA 87], ceci sans toucher au confort des occupants.

La conception énergétique optimale des bâtiments est souvent synonyme d'isolation thermique de l'enveloppe (murs et vitrage) et d'intégration de composants solaires (serres, vérandas, capteurs thermiques). La régulation des installations techniques (chauffage, ventilation, stores), dont dépend à la fois la consommation d'énergie des bâtiments et le confort des usagers, est encore trop souvent négligée. Pourtant, l'ordre de grandeur des économies d'énergie obtenues, par l'utilisation de régulations performantes est comparable aux autres améliorations thermiques du bâtiment et ceci pour un coût souvent nettement inférieur.

La régulation revêt d'autant plus d'importance lorsque les gains gratuits (solaires et internes) couvrent une part importante des besoins de chauffage. La nature aléatoire des conditions météorologiques (en particulier l'ensoleillement) et des gains internes, associée à l'inertie thermique du bâtiment et du dispositif de distribution de chaleur, rend difficile une gestion optimale des apports auxiliaires. Dans la pratique, on constate également que le comportement des usagers influence considérablement les performances des bâtiments (ouvertures de fenêtres, occupation sporadique des pièces, gestion aléatoire des stores, exigences individuelles, etc.).

Les récents développements dans le domaine de la logique floue et des réseaux neuronaux permettent d'entrevoir des solutions particulièrement élégantes à ces enjeux. Ces outils mathématiques qualifiés de 'biomimétiques' (imitant le comportement des organismes vivants) ont été appliqués avec succès à la résolution de problèmes complexes divers, tels que le contrôle d'un four à ciment, la reconnaissance de formes et de caractères, la modélisation de systèmes non linéaires ou la marche d'un robot.

L'approche présentée ici, propose, en introduction, une analogie entre les systèmes "corps humain" et "bâtiment". En effet, le bâtiment est doté d'une activité interne (usagers et gains inter-

nes) et il est soumis à un environnement extérieur influençant son comportement thermique (le rayonnement solaire et la température extérieure principalement). Le bâtiment doit assurer son confort thermique tout en minimisant l'effort pour y parvenir, en l'occurrence sa consommation énergétique. Certaines stratégies retenues dans ce travail s'inspirent du comportement de la thermorégulation du corps humain.

1.2 Structure du document

Le chapitre suivant traite de manière plus approfondie de la problématique des apports de chaleur au bâtiment. Le rôle et l'importance des systèmes de régulation, ainsi que leur interaction avec les occupants, sont détaillés. Les principaux travaux bibliographiques sur la question sont passés en revue.

Le chapitre 3 traite de l'analogie bâtiment/corps humain et en déduit certaines stratégies de contrôle applicables au bâtiment.

Le chapitre 4 contient les développements théoriques effectués pour la gestion biomimétique: prédiction météorologique, modélisation dynamique du bâtiment, contrôle des stores et du chauffage. La fin du chapitre propose une méthode originale pour évaluer et comparer différents systèmes de gestion des apports de chaleur et de froid au bâtiment.

Au chapitre 5, le lecteur trouvera la validation par simulation numérique des systèmes de contrôle du store et du chauffage, ainsi que leur comparaison avec d'autres systèmes de type conventionnel.

Finalement le chapitre 6 traite de l'expérimentation et de l'évaluation en situation réelle.

2. PROBLEMATIQUE ET ETAT DE LA RECHERCHE

2.1 Situation du problème

Le climat intérieur des bâtiments est soumis aussi bien à des perturbations intérieures qu'extérieures. Il s'agit principalement des occupants, des gains internes de l'ensoleillement de la température extérieure et du vent. La nature aléatoire de ces perturbations, en particulier de l'ensoleillement et des actions des utilisateurs (gestion des stores et ouvertures de fenêtres) rend difficile une gestion optimale des apports de chaleur et de froid. Le confort thermique des occupants peut alors s'en ressentir (surchauffes, températures matinales trop basses) et la consommation de chaleur et de froid être excessive. Paradoxalement, ce type de problèmes se rencontre plutôt dans des bâtiments bien isolés et dotés de gains solaires passifs importants, comme l'illustre la figure 2 - 1.

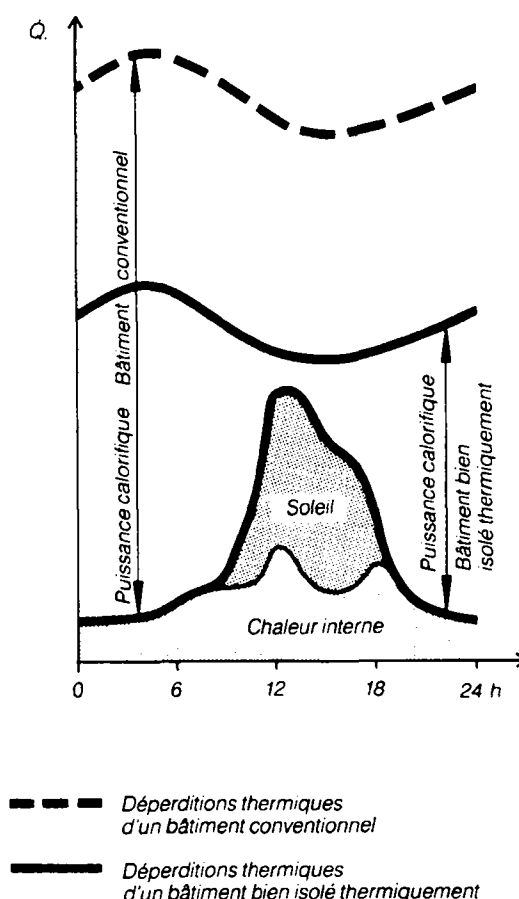


Figure 2 - 1: Part des déperditions thermiques et des gains gratuits pour un bâtiment conventionnel et un bâtiment bien isolé [OFQ 87].

En effet, pour de tels bâtiments, les gains gratuits couvrant une large part des besoins, une gestion appropriée de ceux-ci devient indispensable. D'autre part, l'occupant influence également le climat par ses ajustements des paramètres du système de contrôle. Une régulation efficace des apports de chaleur devrait donc non seulement gérer correctement les perturbations, mais en plus être suffisamment simple d'emploi pour être acceptée par les utilisateurs et utilisée de manière appropriée.

2.2 Méthodes de réglage du climat intérieur

2.2.1 Buts des régulations de chauffage

Avant de décrire les différents types de régulations existants, et les travaux de recherche sur la question, rappelons premièrement les buts de ces systèmes automatiques:

1. Assurer le confort thermique des occupants des bâtiments,
2. réduire la consommation d'énergie,
3. être simple d'emploi.

Le but premier consiste à assurer une situation de confort thermique adaptée à l'utilisation des locaux. L'automatisation des apports thermiques permet également de réduire la consommation d'énergie, mais ceci avec une efficacité variant largement d'un système à l'autre.

Pour être efficace au niveau du confort et de la consommation d'énergie, la régulation doit également être simple à mettre en service (sans besoins démesurés de compétences en réglage et en physique du bâtiment).

S'il est relativement aisé d'être très performant pour un seul de ces points, c'est bien l'intégration des trois aspects qui rendra le système vraiment efficace.

2.2.2 Méthodes de régulation conventionnelles

Concernant le contrôle du chauffage des bâtiments, on distingue en Suisse trois principes de régulations couramment utilisés dans l'optique d'un chauffage central muni de radiateurs (ce qui correspond à la majorité des bâtiments en Suisse).

1) Réglage en boucle fermée sur la température intérieure

Cette stratégie permet de prendre en compte de manière instantanée toute variation des apports solaires et internes. Le chauffage est enclenché (ou arrêté), lorsque l'on s'éloigne de la consigne de température intérieure. Le fonctionnement correct de cette régulation est conditionné par l'absence de perturbations au niveau de la sonde intérieure de mesure (ouvertures de fenêtres, gains internes localisés). Ce principe n'est par ailleurs pas adapté au chauffage par sol, en raison du retard de distribution de chaleur de ces systèmes à grande inertie.

2) Boucle ouverte

Cette stratégie de régulation, basée sur la mesure de la température extérieure, est la plus courante. Elle permet de s'affranchir des perturbations propres à l'emploi d'une sonde intérieure et peut être utilisée pour des chauffages à grande inertie.

Son fonctionnement est basé sur un bilan thermique stationnaire du bâtiment, modélisé par une courbe de chauffage. Certaines méthodes [Töd 89], [OFQ 90] ont été développées pour calculer automatiquement les paramètres de cette courbe qui se révèle difficile à ajuster en pratique.

Plusieurs problèmes découlent directement de l'approximation stationnaire, en fait jamais atteinte pour un bâtiment. De très nombreux travaux ont ainsi été consacrés au problème complexe de l'optimisation de la relance (démarrage matinal du chauffage anticipé) [Che 93], [Lev 92]. En 1994, Fulchéri [Ful 94] démontre clairement que le principe de la courbe de chauffage n'est, par son principe même, pas adapté à la gestion des intermittences (réduction nocturne). De plus pour tenir compte des gains gratuits, les paramètres de la courbe de chauffage devraient être ajustés en permanence.

3) Combinaison boucle ouverte et vanne thermostatique

Cette solution couramment adoptée dans les habitations munies de radiateurs permet de corriger dans une certaine mesure, une courbe de chauffage mal ajustée. Le principe de calcul

repose toutefois toujours sur un bilan stationnaire du bâtiment avec les mêmes problèmes que la boucle ouverte pour la gestion des intermittences.

2.2.3 Nouveaux types de régulation

Hartman [Har 88] relève que seul un contrôle s'appuyant sur un comportement dynamique du bâtiment permet d'effectuer correctement une optimisation du confort thermique sur l'horaire d'occupation. Il relève également l'importance de la prédiction météorologique pour cette gestion dynamique [Har 80]. D'après lui, le peu d'efficacité de la plupart des systèmes installés n'est pas dû à des pannes de matériel ou à une formation déficiente des installateurs, mais bien à une conception inadaptée du contrôle, basée sur un comportement stationnaire du bâtiment.

Plusieurs chercheurs ont alors développé des régulateurs de chauffage basés sur un principe totalement différent, celui de la commande optimale minimisant une fonction de coût. Le confort thermique et les apports d'énergie sont optimisés sur un horizon de temps, en utilisant une description dynamique du comportement du bâtiment. Leurs travaux ont donné lieu à quelques installations d'une excellente efficacité:

En France, plusieurs travaux d'application de la commande optimale au bâtiment ont vu le jour [Par 87], [GER 84], [Vis 93]. Nygard [Nyg 90] applique un tel système au chauffage par sol en utilisant des modèles stochastiques de prédiction météorologique. Lute [Lut 95] introduit l'aspect auto-adaptatif en utilisant des modèles linéaires de prédiction ARMAX (auto-regressive moving average) pour la météorologie ainsi que pour le bâtiment. Kota [Kot 96] ajoute à la fonction de coût un terme de fonctionnement pour limiter les variations des commandes de chauffage. Toutefois, ces systèmes restent pour l'instant très peu répandus. Le "conservatisme" du milieu professionnel du bâtiment, ainsi que la complexité de la mise en service, en sont les principales raisons. Quelques aspects importants ne sont par ailleurs pas encore pris en compte, notamment l'intégration dans un même système du contrôle des stores, de l'éclairage et du chauffage, ainsi que la gestion du comportement des occupants (voir chapitre 2.3).

En ce qui concerne la mise en service, l'approche de Lute par l'auto-adaptation des modèles du bâtiment et de la météorologie semble prometteuse. Toutefois, les récents progrès dans l'identification par réseaux de neurones artificiels (RNA) doivent permettre une amélioration sensible de ces modèles. En effet, plusieurs applications de ce type de modèles pour le contrôle d'un four [Dub 94], d'une pompe à chaleur [Car 94] ont montré les excellentes capacités d'approximation des réseaux [Sjö 94], [Lig 96]. Quelques auteurs ont d'ailleurs déjà commencé à appliquer cette technique au bâtiment ou à des domaines proches. Ainsi Castellanas [Cas 94] pour la prédiction de la température extérieure, Bhatnagar [Bha 97] comme outil d'aide à la décision pour la construction d'un bâtiment, dont on impose certaines caractéristiques thermiques. Glorennec [Glo 93b] modélise un bâtiment en vue du chauffage d'une crèche. Kreider [Kre 94a] a organisé une compétition pour prédire la consommation d'énergie de bâtiment: les modèles à base de RNA ont obtenu les meilleures performances. Breckweg [Bre 96] propose d'utiliser ses résultats sur la prédiction de consommations comme outil de diagnostic pour détecter des dysfonctionnements des installations techniques.

Nous pensons donc que l'intégration de modèles neuronaux à une structure de contrôle optimal doit permettre de combiner les avantages du contrôle optimal (optimisation du confort thermique et de la consommation d'énergie) à ceux d'une modélisation non linéaire auto-adaptative du bâtiment et de la météorologie. Elle n'a, à notre connaissance, pas encore fait l'objet de travaux d'envergure.

2.3 Influence de l'occupant sur la consommation d'énergie

Les occupants des bâtiments ont une influence déterminante sur leur consommation d'énergie. Ce chapitre se propose de recenser les effets principaux de l'occupation, ainsi que leur conséquence sur la gestion des apports de chaleur.

2.3.1 Mise en service et maintenance de l'installation de chauffage

Dans les maisons d'habitation, il incombe généralement au propriétaire ou au concierge d'effectuer les réglages de la chaudière et du système de contrôle. Ces manipulations nécessitant un savoir-faire pour être effectuées correctement, il s'ensuit que la plupart des installations sont mal réglées [Mar 94] et conduisent à une consommation d'énergie excessive et un confort thermique non optimal. Il y a deux obstacles principaux au bon réglage du chauffage par un particulier :

1) La complexité de l'installation

Les paramètres à régler sont très nombreux, une régulation commerciale performante récente présente ainsi près de 100 paramètres de réglage possibles [Sau 96], dont beaucoup sont difficilement compréhensibles pour un novice (ex: "constante de temps du bâtiment"). L'installateur lui-même se contente souvent des paramètres d'usine, ce qui donne généralement un résultat satisfaisant, mais non optimal. L'accès aux réglages à l'aide de nombreux boutons combinés n'est pas non plus à la portée de tous. Une étude effectuée par des ergonomes [Bel 96] a d'ailleurs montré les difficultés rencontrées par les utilisateurs avec leur installation de chauffage.

2) L'absence de connaissance de physique du bâtiment

Le réglage d'un simple horaire d'occupation (nuit/jour) nécessite, pour les installations les plus simples, d'anticiper l'inertie du système de chauffage et du bâtiment (de 1 à 4h selon les cas), beaucoup ne le savent pas [Bau 95]. Les installations plus évoluées possèdent une anticipation de type "start/stop" [Lev 92], mais les réglages des paramètres de celui-ci sont complexes à maîtriser (temps maximal d'anticipation, inertie, isolation du bâtiment). Pour les systèmes basés sur la température extérieure, le réglage de la pente de la courbe de chauffage est une procédure complexe, à effectuer par étapes [Töd 89], [OFQ 90]. Pour les systèmes munis d'un thermostat intérieur, si le réglage de la consigne est simple, il faut encore avoir conscience qu'une température effective trop élevée ou trop basse dans le logement peut avoir d'autres causes qu'une mauvaise consigne (gains solaires importants, mauvaise anticipation, horaire ou courbe de chauffage mal ajustés, sonde de température mal placée).

Afin d'éviter tout réglage hasardeux des utilisateurs, leur intervention devrait se limiter à quelques points simples faisant appel à des notions bien maîtrisées. C'est le rôle de la régulation de déterminer par elle-même les autres paramètres nécessaires à un contrôle efficace. Ainsi, la spécification de l'horaire de confort et de la consigne intérieure doivent théoriquement suffire. On peut imaginer encore plus simple (voir chapitre 4), l'intervention de l'utilisateur étant limitée à deux boutons ('trop chaud' ou 'trop froid').

2.3.2 Occupation variable des locaux

L'occupation des locaux varie fortement durant la journée, et selon le type d'utilisation du bâtiment, comme le montre la figure suivante.

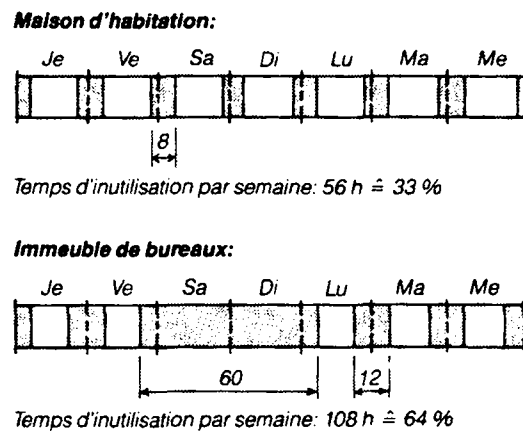


Figure 2 - 2: Taux d'occupation des bâtiments selon leur type. Sur cette figure, on considère la nuit, dans les maisons d'habitation, comme une période inoccupée (abaissement nocturne) [OFQ 87].

Le confort thermique n'étant nécessaire que durant l'occupation des locaux, il est possible d'effectuer des économies d'énergie en dehors de ces périodes. Le système de régulation doit alors avoir connaissance à l'avance de l'horaire d'occupation pour gérer en conséquence l'inertie du bâtiment. L'utilisation de sondes de présence et d'un modèle d'occupation adaptatif (prédiction de l'occupation) doit permettre d'atteindre cet objectif.

2.3.3 Ouvertures de fenêtre

L'enveloppe des bâtiments est modifiée par les ouvertures de fenêtres, puisque le coefficient d'échange par renouvellement d'air augmente. Ces ouvertures ont des causes diverses: odeurs, surchauffes, envie d'air frais, contact avec l'extérieur. Une étude [Fri 90] sur quatre locaux d'un bâtiment administratif [GRE 85a] met en évidence la nature stochastique de ces ouvertures. Il montre également que la température extérieure est le paramètre d'influence prépondérant (les ouvertures augmentent avec la température extérieure) et qu'il y a de grandes variations de comportement d'un occupant à l'autre.

2.3.4 Gestion des stores

Un aspect central du comportement thermique des bâtiments, particulièrement dans les maisons caractérisées par des apports solaires conséquents, concerne la gestion des stores par les occupants. La problématique des stores est complexe, ceux-ci ayant au moins trois rôles distincts:

1. gestion de l'éclairage naturel (protection contre les éblouissements et création d'une ambiance lumineuse);
2. gestion des apports thermiques à travers le vitrage (protection contre les gains solaires excessifs, réduction des pertes radiatives durant la nuit);
3. confort et envies personnelles ('protection' du regard extérieur).

Certains systèmes de contrôle automatiques existent, qui visent principalement à éviter les éblouissements [Zum 95] et limiter les surchauffes. Récemment, plusieurs auteurs se sont penchés sérieusement sur la question et intègrent le contrôle du store et celui de l'éclairage artificiel [Lee 97], [Gre 94]. Dounis [Dou 95a] utilise la logique floue pour intégrer le contrôle du store à la

gestion du chauffage et du refroidissement: cette voie semble prometteuse. En effet, la logique floue est capable de modéliser mathématiquement des règles d'experts exprimées de manière linguistique. Des problèmes complexes tels que le contrôle d'un four à ciment [Kin 82] ou un moteur diesel [Mur 85] peuvent ainsi être maîtrisés. Quelques applications liées au contrôle des installations techniques des bâtiments ont d'ailleurs été proposées par quelques auteurs [Glo 93b], [Nei 93] et [Sho 92]. Nous pensons que la logique floue peut permettre de gérer les trois rôles parfois contradictoires du store et d'optimiser les aspects thermiques par une intégration à la gestion du chauffage.

3. ANALOGIE BÂTIMENT-CORPS HUMAIN

3.1 Biomimétisme

Les apports énergétiques au bâtiment ont pour but de répondre aux critères de confort thermique de ses occupants et pourraient également se faire dans un souci d'utilisation rationnelle des ressources énergétiques. Les actions conscientes ou non du corps humain pour maintenir sa température constante à 37 °C sont effectuées de manière analogue par bien des aspects.

Dans ce chapitre, quelques notions d'énergétique du corps humain sont abordées (voir également les références: [Har 70], [Jéq 75], [Hen 81], [Bat 89b] et le chapitre "thermal comfort" dans [ASH 97]). Les stratégies de régulation thermique utilisées par le corps humain sont ensuite discutées. Un parallèle avec l'énergétique du bâtiment est ensuite effectué afin d'en déduire des applications possibles à la gestion des apports thermiques du bâtiment.

Les perturbations extérieures principales, influençant le bilan énergétique du système "corps humain", sont identiques à celles du système "bâtiment". Il s'agit du rayonnement solaire, de la température extérieure, du vent, de l'humidité et de l'activité métabolique du sujet que l'on peut assimiler aux gains internes (figure 3 - 1). Relevons que les similitudes entre la peau du corps humain et la façade des bâtiment à récemment inspiré quelques architectes pour la conception de nouvelles façades [Web 97].

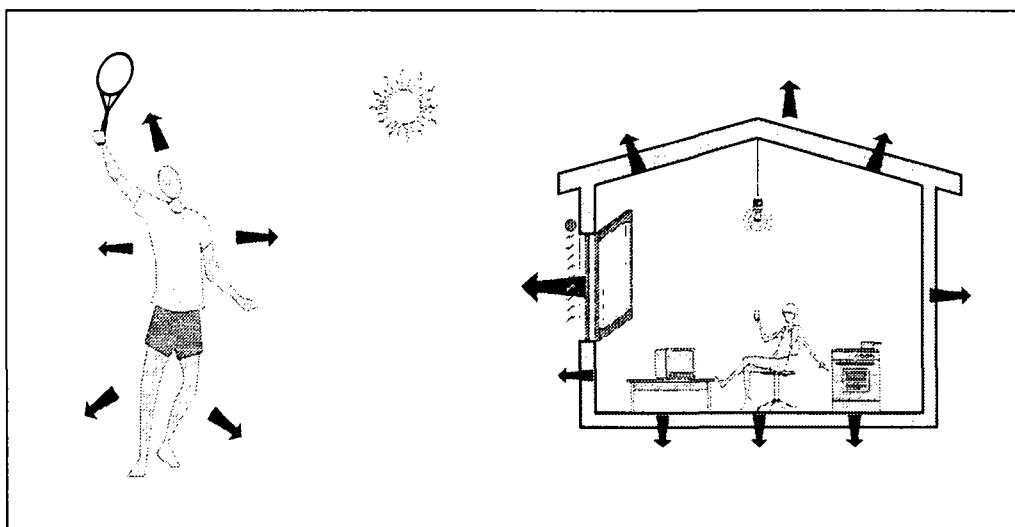


Figure 3 - 1: Analogies entre les systèmes bâtiment et corps humain. Rayonnement solaire, température extérieure, vent et humidité sont des perturbations communes qui influencent le bilan énergétique des deux systèmes. Les gains internes du bâtiment peuvent être comparés à l'activité métabolique du corps. Les caractéristiques thermiques variables de l'enveloppe du bâtiment (stores, ouvertures de fenêtre) sont comparées à l'habillement et l'isolation thermique variable de la peau (poils, dilatation ou contraction des vaisseaux sanguins cutanés).

3.2 Energétique et thermorégulation du corps humain

On distingue deux principes de régulation thermique du corps humain:

1. la régulation autonome.
2. la régulation comportementale

La régulation autonome ne fait pas appel à notre état conscient. Ainsi les frissons, ou la vasodilatation des artérols visant à limiter le flux sanguin cutané, sont commandés par la régulation autonome. La régulation comportementale nous permet de contrôler les échanges thermiques

du corps au moyen d'actions conscientes telles que notre habillement ou notre activité physique. En fait, une distinction nette n'est pas toujours possible, puisque les comportements découlant d'une exposition à la chaleur ou au froid modifient les relations entre l'organisme et l'environnement, ce qui implique également une modification des actions de la régulation autonome. Pour un adulte, la régulation comportementale est la plus importante puisque l'apprentissage permet, soit d'éviter des situations extérieures particulièrement extrêmes, soit d'y faire face moyennant les précautions nécessaires (ex: on s'habille chaudement pour une excursion en haute montagne).

Afin de pouvoir définir de façon plus précise les actions possibles de la thermorégulation, le système "corps humain" a été modélisé. En régime stationnaire, la température du corps peut être déterminée à l'aide du modèle de Hensel (voir [Hen 81]):

$$q = h_a \cdot (T_s - T_a) + q_e \quad (\text{éq. 3 - 1})$$

où:

q [W/m ²]	densité de flux thermique à travers un élément de surface du corps
h_a [W/m ² K]	coefficient de transmission thermique de surface du corps (convection et rayonnement)
T_s [°C]	température de surface du corps
T_a [°C]	température ambiante
q_e [W/m ²]	densité de flux thermique dû à l'évaporation

Une équation similaire entre l'intérieur et la surface du corps peut être donnée. Dans ce cas, et à l'état stationnaire, le flux thermique est équivalent à la production de chaleur métabolique. En l'exprimant par unité de surface extérieure, on obtient:

$$q = h_i \cdot (T_i - T_s) \quad (\text{éq. 3 - 2})$$

où:

h_i [W/m ² K]	coefficient de transmission thermique interne du corps (par unité de surface extérieure)
T_i [°C]	température interne du corps

En combinant ces deux équations afin d'éliminer la température de surface du corps T_s , la température interne peut s'exprimer en fonction des paramètres influents q , q_e , T_a , h_i et h_a :

$$T_i = T_a + \frac{1}{h_i} \cdot q + \frac{1}{h_a} \cdot (q - q_e) \quad (\text{éq. 3 - 3})$$

Cette équation montre qu'une modification d'un paramètre influant permet de modifier la température interne du corps. Remarquons que ce modèle néglige les apports directs du rayonnement solaire sur la peau. Cette hypothèse simplificatrice se justifie pour des sujets habillés. Le tableau 3 - 1 décrit les actions possibles des régulations autonomes et comportementales pour réguler la température interne du corps:

Paramètre modifié	Régulation autonome	Régulation comportementale
Température ambiante T_a		déplacement, enclenchement du chauffage/refroidissement, recherche de soleil, d'ombre (En fait, le rayonnement agit plutôt sur T_s)
Production de chaleur: q	frissons, transformations chimiques (tissus adipeux brun des nourrissons)	activité, mouvements; prise de nourriture chaude ou froide.
Coefficient de transmission thermique interne du corps: h_i	modification du flux sanguin cutané par dilatation ou contraction des artéριοles	
Coefficient de transmission thermique de surface du corps: h_a	érection des poils; pertes convectives par respiration	habillement; recherche de surfaces ou d'éléments de conductivité thermique variable (vent, eau, etc); utilisation d'un éventail; ventilation mécanique.
Evaporation cutanée: q_e	sécrétion de sueur (sudation); évaporation par la respiration; sécrétion des glandes nasales et de la bouche	mouillage de la surface du corps ou des habits

Tableau 3 - 1: Actions permettant de réguler la température du corps: régulation autonome et comportementale ([Hen 81]).

On constate que le corps peut agir sur chaque paramètre physique qui influence l'évolution de sa température interne (voir tableau 3 - 1). Les principales actions de la régulation autonome sont les frissons produisant de la chaleur, la sécrétion de sueur permettant des pertes par évaporation ainsi que la vasoconstriction ou vasodilatation des artéριοles permettant de faire varier le flux sanguin cutané et par conséquent l'isolation interne du corps. Toutes ces actions ne sont pas d'un coût énergétique équivalent pour l'organisme, en particulier celles permettant de produire de la chaleur (ex: frissons, activité physique) sont énergétiquement très coûteuses. Certaines actions ne peuvent par ailleurs, pas toujours être effectuée (ex: un pull-over n'est pas toujours à disposition).

La régulation thermique autonome est gérée de façon centralisée par une région du cerveau nommée hypothalamus. La région antérieure de l'hypothalamus s'occupe du refroidissement du corps (vasodilatation et sudation) et la région postérieure du réchauffement (frissons, vasoconstriction).

La température moyenne du corps, obtenue au moyen de très nombreux capteurs cutanés et internes sert de variable de contrôle. La régulation thermique autonome vise à maintenir cette température moyenne à une valeur de consigne au moyen des différentes actions de contrôle du tableau 3 - 1 et d'un réglage de type proportionnel et dans une moindre mesure dérivatif (l'action du régulateur est proportionnelle à l'écart entre la consigne et la température moyenne du corps ainsi qu'à la dérivée de cet écart). Cette consigne située autour de 37 °C varie durant la journée d'une amplitude de près de 0.7 [°C]. Les sensations de chaud et de froid sont relatives à des écarts de la température du corps par rapport à la consigne. La fièvre est un exemple de déplacement de consigne qui engendre une sensation de froid lorsque la fièvre monte et une sensation de chaleur lorsqu'elle redescend.

Le confort thermique peut-être assimilé au stress de l'organisme pour maintenir sa température interne à sa valeur de consigne. La régulation comportementale tente, elle, de minimiser le stress à moyen terme de l'organisme (typiquement sur la journée) de façon à minimiser sa consommation d'énergie. Considérons à titre d'illustration trois stratégies d'habillement de la régulation comportementale visant à optimiser le confort thermique sur la journée:

1) Stratégie optimale

En se levant le matin, un regard à l'extérieur couplé avec les connaissances de la météo des jours passés suffit à effectuer une prévision rapide sur la journée. L'habillement se fait ensuite en conséquence, en tenant compte des activités de la journée. En cas de doute, une flexibilité est obtenue à l'aide de rechanges simples. De légères adaptations durant la journée (ex: retrousser les manches) suffisent à obtenir en général un confort thermique optimal.

2) Contre réaction

Au lever, l'habillement est généralement identique à celui du jour précédent, mais adapté aux problèmes rencontrés (ex.: si l'on a eu trop chaud la veille, on enlève un pull aujourd'hui).

3) Gestion instantanée

Le même habit est toujours choisi, il correspond à une situation typique. Il en résulte des problèmes d'inconfort thermique fréquents (trop chaud ou trop froid). Des adaptations instantanées coûteuses durant la journée sont nécessaires: faire des exercices physiques dans le bureau, appeler le concierge pour pousser le chauffage, rentrer à la maison chercher une veste.

La gestion instantanée est la plus coûteuse en confort et en consommation d'énergie pour le corps humain. Il en est de même pour le bâtiment et pourtant c'est sur ce principe que fonctionne la plupart des régulations existantes, tels les thermostats qui gèrent le chauffage ou la climatisation en fonction de la température intérieure instantanée.

3.3 Application à la gestion des apports thermiques du bâtiment

Le comportement thermique du bâtiment peut également, dans le cas stationnaire, être décrit par une équation comparable à l'éq. 3 - 1. Toutefois, pour tenir compte des apports solaires entrant, on ajoute une densité de flux que l'on suppose agir uniquement sur l'intérieur du bâtiment. Une autre différence provient de q_e , que l'on assimile aux pertes par renouvellement d'air qui agit entre l'intérieur et l'extérieur du bâtiment (et non entre l'extérieur et la surface ou la "peau" du bâtiment). On obtient alors:

$$q = h_a \cdot (T_s - T_a) \quad (\text{éq. 3 - 4})$$

où:

q [W/m ²]	densité de flux thermique à travers un élément de surface du bâtiment
h_a [W/m ² K]	coefficient de transmission thermique de surface du bâtiment
T_s [°C]	température de surface du bâtiment
T_a [°C]	température extérieure

D'autre part le flux thermique provenant des gains internes et du chauffage/refroidissement peut s'exprimer par:

$$q = h_i \cdot (T_i - T_s) + q_e - q_s \quad (\text{éq. 3 - 5})$$

où:

h_i [W/m ² K]	coefficient de transmission thermique interne du bâtiment (par unité de surface extérieur)
T_i [°C]	température intérieur du bâtiment
q_s [W/m ²]	densité de flux thermique dû au rayonnement solaire entrant dans le bâtiment, par unité de surface du bâtiment
q_e [W/m ²]	densité de flux thermique dû au échanges par renouvellement d'air

En combinant ces deux équations (les deux flux q étant égaux dans le cas stationnaire), la température intérieure peut donc s'exprimer en fonction de q , q_s , q_e , T_a , h_i et h_a par une équation similaire à l'éq. 3 - 3:

$$T_i = T_a + \frac{1}{h_i} \cdot (q - q_e + q_s) + \frac{1}{h_a} \cdot q \quad (\text{éq. 3 - 6})$$

Bien que cette équation permette d'exprimer T_i uniquement dans le cas stationnaire (jamais obtenu dans le bâtiment en raison des variations permanentes de toutes les perturbations), elle montre les grandeurs physiques influençant le comportement thermique. En suivant l'analogie faite avec la régulation du corps humain, les actions possibles pour réguler la température du bâtiment sont données dans le tableau suivant:

Paramètre physique modifié	Actions pour réguler la température intérieure du bâtiment
Température ambiante T_a	Les conditions extérieures ne sont pas modifiables (le bâtiment ne pouvant, sauf exceptions, être déplacé). C'est le choix du positionnement du bâtiment à sa conception qui influence son comportement thermique (bâtiment partiellement enterré, ombrages, situation géographique, etc)
Production de chaleur: q	Chauffage; climatisation
Coefficient de transmission thermique interne: h_i	Ajout ou enlèvement d'une doublure aux vitrages selon la saison. Fermeture des rideaux
Coefficient de transmission thermique de surface: h_a	Fermeture des stores de nuit
Gains solaires: q_s	Gestion des stores et autres protections solaires
Renouvellement d'air: q_e	Ouverture des fenêtres, rafraîchissement passif, ventilation mécanique

Tableau 3 - 2: Actions permettant de réguler la température du bâtiment

La thermorégulation du corps humain permet d'agir sur tous les paramètres physiques influençant la température interne, c'est probablement pour cette raison, que celle-ci est si stable malgré les conditions extérieures possibles très diverses. Au vu des similitudes entre les deux systèmes, une telle approche semble donc également appropriée pour le bâtiment. En pratique toutefois cela semble difficile pour des constructions conventionnelles. En particulier, la température extérieure n'est pas modifiable au moyen d'un thermostat; de même, les coefficients de transmission thermique le sont difficilement. Relevons toutefois qu'en 1988, Todorovic [Tod 88] envisage un bâtiment aux caractéristiques thermiques variables selon la saison et équipé de jets d'eau pouvant rafraîchir son toit et son enveloppe. Dans cette discussion, nous nous limitons

toutefois aux actions contrôlées de manière automatique concernent le chauffage, le refroidissement, la ventilation mécanique et la gestion des stores. Relevons l'importance de cette dernière qui intervient à deux niveaux dans le tableau 3 - 2: gestion des gains solaires et variation du coefficient de transmission thermique de surface par une réduction des pertes radiatives. La régulation autonome du corps humain est de type PD (proportionnelle, dérivative). Elle se charge des réglages à court terme permettant de maintenir constante la température du corps. Les stratégies de régulation comportementales permettent, elles, de limiter la consommation d'énergie et d'optimiser le confort thermique à l'aide d'une gestion prévisionnelle. C'est donc parmi les stratégies comportementales du corps humain, que l'on retiendra les éléments les plus intéressants qui peuvent s'appliquer au bâtiment:

1) L'optimisation à long terme

L'anticipation de l'évolution des variables météorologiques permet d'anticiper les apports de chaleur gratuits et ainsi d'adopter une stratégie permettant d'optimiser le confort thermique à long terme. Comme on le verra, une telle stratégie s'adapte parfaitement à la gestion des apports de chaleur, même si la méthode d'optimisation retenue pour le bâtiment (calcul optimal) n'est pas d'inspiration biologique.

2) Le raisonnement flou

Les choix du cerveau humain sont basés sur la combinaison d'informations de natures diverses et imprécises. Par exemple, le choix d'un habit est basé, entre autres, sur la météo du jour précédent, l'état actuel du ciel et le type d'activité prévue. La logique floue, qui sera détaillée plus loin permet de traduire mathématiquement ce type de raisonnement. On verra qu'elle peut s'appliquer de manière particulièrement efficace à la gestion des stores d'un bâtiment.

3) La modélisation basée sur l'apprentissage

Un raisonnement du type "hier, il y avait du soleil et il faisait chaud; à voir l'état du ciel ce matin, ce sera la même chose aujourd'hui" est une expertise basée sur un apprentissage. En effet, c'est à la suite de nombreuses observations de ce type de temps que l'on est à même d'effectuer une telle prévision. De même, la connaissance de ses propres sensations de chaud et de froid par rapport à un environnement extérieur est issu d'un apprentissage. Dans le cas du bâtiment, la connaissance de ses réactions aux différentes sollicitations internes et externes est essentielle pour une gestion efficace des apports de chaleur. Cette modélisation peut être effectuée au moyen de réseaux de neurones artificiels. Il s'agit d'outils mathématiques inspirés du fonctionnement des neurones biologiques. Ils permettent d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire sur la base d'exemples d'apprentissage (voir annexe 2).

On a vu que la thermorégulation autonome du corps humain vise à maintenir sa température à 37 [°C], ce qui correspond, selon certains auteurs, à une valeur optimale pour le rendement des réactions chimiques dans le corps. Toutefois, c'est la régulation comportementale, qui chez l'adulte permet, par anticipation et apprentissage, de minimiser la consommation d'énergie de l'organisme et de limiter le stress dû à l'inconfort thermique. Au vu des analogies entre les deux systèmes (bâtiment et corps humain), on peut espérer de substantiels apports au niveau du confort thermique et de la consommation d'énergie en s'inspirant, pour le bâtiment, des stratégies comportementales de l'organisme vivant.

4. DEVELOPPEMENTS THEORIQUES

Ce chapitre contient les développements théoriques effectués pour la gestion biomimétique des bâtiments: prédiction des données météorologiques, développement de modèles dynamiques du bâtiment, régulation optimale du chauffage et contrôle des stores. La fin du chapitre est consacrée à la méthode Eta qui permet de comparer différents systèmes de gestion des apports de chaleur et de froid au bâtiment.

4.1 Prédiction des données météorologiques

4.1.1 Modèles de prévision

La prédiction de grandeurs météorologiques, telles que la température extérieure et le rayonnement solaire, est indispensable à la régulation optimale des bâtiments. Elle permet en effet d'anticiper l'évolution du bâtiment soumis aux perturbations extérieures et ainsi d'optimiser les apports auxiliaires de chaleur.

Plusieurs méthodes permettent d'effectuer cette prédiction:

Prévisions du service de météorologie national

Les prévisions fournies par le service de météorologie national peuvent être traduites, au moyen de modèles simples, en données utiles à la régulation. Si la température extérieure est disponible directement, le rayonnement solaire exprimé en $[W/m^2]$ peut être obtenu à partir de données telles que la nébulosité ou le temps sensible (pluie, neige, brouillard) [Gau 97].

D'autre part, l'analyse des images satellites permet de déterminer le rayonnement solaire au niveau du sol pour un lieu quelconque, éloigné ou non d'une station météorologique. Perez montre dans [Per 92] que le rayonnement global obtenu par cette méthode donne une erreur quadratique moyenne de 20% par rapport à la mesure. Cela correspond par ailleurs à l'erreur d'extrapolation effectuée lorsque l'on s'éloigne de 50km d'une station de mesure météorologique. On peut ainsi "mesurer" le rayonnement solaire sans avoir besoin de capteur spécifique.

L'utilisation des prévisions du service de météorologie national est limitée par la disponibilité actuelle de l'information au niveau de la régulation de chauffage. Ce problème devrait toutefois être résolu d'ici peu de temps par le développement soutenu des réseaux d'information. Les projets pilotes de commandes à distance du chauffage vont dans ce sens [Sca 97]. D'autre part, la prédiction obtenue par cette méthode est régionale, on perd ainsi la précision d'une mesure locale, tenant compte des ombrages des bâtiments ou de petits nuages locaux.

Modèles linéaires

D'autres modèles de prédiction font appel à des mesures locales. Ils ont l'avantage d'être autonomes, ne nécessitant pas de lien externe avec un service de météorologie. Ainsi Lute [Lut 95] applique des modèles autorégressifs linéaires (ARX) utilisant les valeurs horaires passées de la température extérieure et du rayonnement solaire pour effectuer une prédiction sur leurs valeurs futures. Le caractère périodique de la météorologie est ainsi utilisé pour effectuer la prédiction. Une simplification bien connue de ces modèles, est le principe d'équivalence certaine: la météorologie du jour passé est utilisée comme prédiction du jour présent.

Modèles stochastiques

Pour tenir compte de l'aspect aléatoire du rayonnement solaire, Rey [Rey 85] a développé des modèles stochastiques à partir de 10 années de données météorologiques mesurées, valables

pour 22 stations météorologiques de Suisse [Boc 90]. Des régulations prototypes, basées sur ces modèles et utilisant la variante stochastique du contrôle optimal [Ber 76] ont été développées pour des bâtiments munis d'un chauffage par sol et de gains solaires passifs et actifs importants [Nyg 90], [Bau 94] et [Oes 96]. Les limites de ces modèles concernent:

- le temps de calcul important de l'algorithme stochastique optimal (une variable d'état supplémentaire est nécessaire pour la transmittance atmosphérique: voir chapitre 4.3.2);
- l'apprentissage très lent d'une version adaptative de ce modèle (constante de temps de 10 ans);
- la validité non locale du modèle (il faut choisir la station météo, parmi les 22 disponibles ayant le climat le plus proche de celui du bâtiment régulé).

4.1.2 Prévision météorologiques par RNA

Un modèle de prédiction déterministe mais non linéaire a été développé dans ce travail, en liaison avec le projet NEUROBAT [Kra 98]. Il s'inspire à la fois de la structure d'un modèle ARX (la prédiction est effectuée à partir de quelques valeurs passées du rayonnement solaire et de la température extérieure) et du modèle stochastique de Rey (la prédiction est effectuée sur la transmittance atmosphérique [-], et non directement sur le rayonnement global [W/m²]). Les qualités attendues de ce nouveau modèle sont:

- le caractère adaptatif (l'apprentissage est effectué et mis à jour à partir de la météorologie locale mesurée)
- le caractère déterministe de la prédiction (ce qui limite les besoins de temps de calcul par rapport à une variante stochastique)
- une qualité de prédiction supérieure à celle d'un modèle linéaire.

Plusieurs autres types de modèles (adaptatifs linéaires, stochastiques) ont également été évalués à titre de référence. Le chapitre ci-dessous traite de la prédiction du rayonnement solaire horizontal, le chapitre suivant de la température extérieure.

Prévision du rayonnement solaire horizontal

Des données de l'institut suisse de météorologie (ISM-ANETZ) ont été utilisées pour l'apprentissage de différents modèles permettant d'effectuer une prévision du rayonnement solaire global horizontal [W/m²] sur les six prochaines heures (voir chapitre 4.3). Ces données se composent des trois mois de la période d'hiver (décembre, janvier et février) pour la station de Pully. L'année 82 sert à l'apprentissage des modèles et l'année 83 à l'évaluation des performances. Les données utiles à la prédiction sont le rayonnement global horizontal et la température extérieure (en valeurs moyennes horaires). D'autres perturbations pouvant être utiles à la prévision (humidité, vent, etc.) n'ont pas été considérées ici car il s'agit de mesures supplémentaires rendant trop complexe une installation de régulation de chauffage autonome.

Plusieurs modèles de prévisions du rayonnement solaire ont été évalués. Certains sont très simples et servent de base de référence pour les performances des autres modèles. Les modèles linéaires (AR et ARX), qui sont appliqués dans d'autres domaines pour la prédiction de série temporelles, sont adaptatifs mais, de par leur caractère linéaire, moins généraux que les réseaux de neurones artificiels (RNA). Le modèle stochastique effectue une prévision de type probabiliste, celle-ci a toutefois été ramenée à des valeurs déterministes de prévision pour pouvoir les comparer aux résultats des autres modèles.

Ces modèles sont décrits de manière plus précise dans les paragraphes ci-dessous (structure, entrées utilisées, données servant à l'apprentissage).

Modèles de références (équivalence certaine)

A titre de référence, deux modèles simples ont été définis. Le modèle REF1, utilise la valeur présente du rayonnement solaire horizontal comme prédiction pour les six prochaines heures. Le modèle REF2, plus évolué, utilise la transmittance atmosphérique présente, définie par le rapport entre le rayonnement solaire horizontal et sa valeur potentielle maximale (par ciel clair selon le modèle défini dans [Ine 83]), comme prédiction sur les six prochaines heures. Durant la nuit, la transmittance atmosphérique n'étant plus définie, la valeur moyenne des dernières heures du jour précédent est attribuée (cette procédure a été utilisée pour tous les modèles utilisant la transmittance atmosphérique). Ce modèle, quoique simple, est relativement performant puisque la valeur potentielle maximale du rayonnement solaire, très variable dans le temps, est une grandeur déterministe calculée à part. Seule la transmittance atmosphérique (indiquant la fraction de couverture nuageuse), relativement constante pour beaucoup de journées, fait l'objet d'une prévision.

Modèles linéaires

Les modèles autorégressifs AR et ARX (voir par ex.[Boo 84]) avec ou sans entrées supplémentaires (eXtra input) sont des modèles linéaires dont les paramètres sont estimés par une méthode de moindres carrés. Ces paramètres peuvent être adaptés au cours du temps si l'apprentissage est répété sur une base de donnée mise à jour (modèle adaptatif). Leur équation générale est donnée ci-dessous:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^m a_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=1}^n \sum_{i=0}^{o_j} b_{ji} \cdot u_j(k-i) + e(k) \quad (\text{éq. 4 - 1})$$

Avec:

$\hat{y}(k)$	la variable à estimer au temps k
n	le nombre d'entrées supplémentaires (modèle ARX seulement)
$u_j(k)$	la j ⁱ ème entrée supplémentaire, prise au temps k
a_i, b_{ji}	les paramètres du modèle à estimer (modèle AR: seulement a_i)
m, o_j	les ordres du modèle par rapport à ses entrées respectives
$e(k)$	le signal de bruit, souvent considéré comme du bruit blanc

Le modèle AR1 (voir tableau 4 - 1) est un modèle autorégressif d'ordre 2 (les valeurs du rayonnement solaire au temps k et k-1 sont utilisées pour la prévision au temps k+1). Pour les prévisions jusqu'à six heures, les valeurs estimées aux temps précédents sont réinjectées dans le modèle. Le modèle ARX 1 utilise également comme entrée la valeur du rayonnement solaire horizontal 24h avant la prédiction ($G_h(k+i-24)$), ceci pour tenir compte du caractère périodique journalier de la météorologie. La valeur potentielle maximale ($G_{h0}(k+i)$), voir [Mar 80]) permet encore de tenir compte de l'information déterministe du rayonnement solaire. Le modèle ARX2 a les mêmes entrées, mais prises en valeurs relatives au rayonnement potentiel maximal (transmittance atmosphérique).

Modèles stochastiques

Les modèles stochastiques développés par Rey sont décrits brièvement ci-dessous, mais pour davantage de détails, le lecteur se référera à [Sca 89]. Selon ces modèles, la fraction journalière d'irradiation (rayonnement total reçu en un jour divisé par sa valeur potentielle maximale [-]) est séparée en quatre classes qui représentent des types de jour. Une matrice de Markov (4 par 4) est associée aux probabilités de transitions d'un type de jour à l'autre. La transmittance atmosphérique est également quantifiée en dix classes de transmittance. A chacune de ces classes est associée une probabilité de transition horaire pour la transmittance au pas de temps horaire suivant. Ces probabilités sont classées dans une matrice de Markov (10 par 10) et il y a une matrice par type de jour (donc 4 en tout). Ce modèle permet, à partir de la mesure du type de jour passé $r(j - 1)$ et de la valeur de la transmittance présente $\tau(k)$, de calculer les probabilités des transmittances du pas de temps horaire suivant.

$$P\langle\tau(k + 1)|\tau(k), r(j - 1)\rangle \quad (\text{éq. 4 - 2})$$

Il s'agit donc d'un modèle de nature probabiliste, pour le comparer aux autres modèles, deux méthodes sont proposées pour effectuer une prévision déterministe: Le modèle STO1 génère la transmittance future en choisissant la plus probable:

$$\hat{\tau}(k + 1) = \text{arg max}_{\tau(k+1)} [P\langle\tau(k + 1)|\tau(k), r(j - 1)\rangle] \quad (\text{éq. 4 - 3})$$

Dans le modèle STO2, la transmittance estimée est pondérée par les probabilités de transitions correspondantes (espérance):

$$\hat{\tau}(k + 1) = \sum_{\tau(k+1)} \tau(k + 1) \cdot P\langle\tau(k + 1)|\tau(k), r(j - 1)\rangle \quad (\text{éq. 4 - 4})$$

En mesurant $\tau(k)$ et $r(j - 1)$, il est possible d'obtenir $\hat{\tau}(k + 1)$. Pour des prédictions jusqu'à six heures, on calcule $\hat{\tau}(k + i)$ à partir de $\hat{\tau}(k + i - 1)$ et $r(j - 1)$.

Les variables d'entrées utilisées par les modèles de références, linéaires et stochastiques sont données dans le tableau 4 - 1 et la variable de sortie dans le tableau 4 - 2.

Entrées des modèles	REF 1	REF 2	AR 1	ARX 1	ARX 2	STO 1	STO 2
Gh(k)	√		√	√			
Gh(k-1)			√	√			
Gh(k + i - 24)				√			
G _{h0} (k + i)		√		√	√	√	√
τ(k)		√			√	√	√
τ(k - 1)					√		
τ(k + i - 24)					√		
r(j)						√	

Tableau 4 - 1: Entrées utilisées pour les modèles de référence (REF), adaptatifs linéaires (AR) et (ARX) et stochastiques (STO) pour la prédiction du rayonnement solaire global horizontal Gh(k+i). Gh(k) et Gh(k-1) représentent le rayonnement solaire global horizontal aux temps k et k-1, Gh(k+i-24) représente le rayonnement solaire global horizontal 24h avant la prédiction, Gh0(k+i): la valeur potentielle maximale à l'heure de prédiction, τ(k), τ(k-1), τ(k+i-24): les transmittances atmosphériques prises à différents instants et r(j): la fraction journalière d'irradiation du jour précédent.

Sortie des modèles	REF 1	REF 2	AR 1	ARX 1	ARX 2	STO 1	STO 2
Gh(k+1)	√		√	√			
τ(k + 1)		√			√	√	√

Tableau 4 - 2: Sortie utilisée pour les modèles de référence (REF), adaptatifs linéaires (AR) et (ARX) et stochastiques (STO). Gh(k+1) est le rayonnement solaire horizontal au temps k+1 et τ(k+1) est la transmittance atmosphérique au temps k+1. Pour les modèles dont cette dernière est la sortie, le rayonnement solaire horizontal est ensuite calculé en utilisant la valeur théorique du rayonnement solaire horizontal potentiel maximal.

Modèles par réseaux de neurones artificiels

Des modèles basés sur des réseaux de neurones artificiels (RNA: voir annexe 2) ont été élaborés pour la prévision du rayonnement solaire global horizontal. Un réseau différent a été utilisé pour chaque horizon horaire de prédiction (6 réseaux). Une structure simple a été choisie: une seule couche cachée et des réseaux entièrement connectés. L'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquart (LM) [Hag 94] a été choisi en raison de sa rapidité et de sa faculté de convergence. La tangente hyperbolique a été choisie comme fonction d'activation pour ses caractéristiques de non-linéarité, de continuité et de dérivabilité.

Plusieurs modèles, caractérisés par des variables d'entrées différentes, ont été évalués. En plus des entrées déjà décrites pour les modèles précédents, deux entrées supplémentaires ont été également utilisées:

1. L'écart de température extérieure maximal sur les 6 ou 24 dernières heures $\Delta T_g \max(k - i)$ donne une indication sur la couverture nuageuse et ceci même de nuit lorsque la mesure du rayonnement solaire n'apporte pas cette information (un grand écart correspond à un ciel clair, un faible écart à un ciel couvert).
2. L'indication aux temps (k) et/ou (k+i) de l'état du jour (0: nuit, 1: jour). Ceci permet au réseau de mieux gérer les mesures de transmittance atmosphérique nocturne qui ne varient pas durant la nuit.

Le tableau 4 - 3 définit les entrées utilisées pour les modèles RNA, tous ces modèles effectuent une prédiction sur la sortie "transmittance atmosphérique", le rayonnement solaire horizontal est ensuite calculé en utilisant la valeur théorique du rayonnement solaire horizontal potentiel maximal.

Entrées des modèle RNA	RNA 1	RNA 2	RNA 3	RNA 4	RNA 5
$G_h \max(k + i)$	√	√	√	√	√
$\tau(k)$	√	√	√	√	√
$\tau(k - 1)$	√	√	√	√	√
$\tau(k + x - 24)$	√	√	√	√	√
$\Delta T_e \max(k - 24)$			√		
$\Delta T_e \max(k - 6)$				√	√
nuit/jour(k)		√	√	√	
nuit/jour(k+i)		√			√

Tableau 4 - 3: Entrées utilisées pour les modèles basés sur des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la prédiction du rayonnement solaire horizontal: $G_h(k+x)$. $\tau(k)$ et $\tau(k-1)$ représentent les transmittances atmosphériques au temps k et $k-1$, $\tau(k+x-24)$ représente la transmittance atmosphérique 24h avant la prédiction, $G_h \max(k+i)$: la valeur potentielle maximale du rayonnement solaire horizontal à l'heure de prédiction, $\Delta T_e \max(k-24)$ et $\Delta T_e \max(k-6)$: L'écart de température extérieure maximal sur les 6 ou 24 dernières heures et nuit/jour (k), nuit/jour ($k+i$): les indications au temps présent et au temps de prédiction de l'état du jour (nuit ou jour).

Comparaison des résultats

Les résultats de prévision sont résumés dans le tableau suivant qui donne pour chaque modèle et chaque horizon de prévision, l'erreur moyenne de prévision (moy), et l'écart standard de l'erreur de prévision (std). Pour autant que l'erreur moyenne de prévision soit proche de zéro, la probabilité que l'erreur faite sur une prévision soit inférieure (en valeur absolue) à "std" est de 66%. Les erreurs sont évaluées de jour uniquement (défini par $G_{\max} > 0$), de nuit on suppose l'erreur de prédiction nulle en posant le rayonnement solaire prédit égal à zéro.

Horizon de pré-dic-tion	1 heure		2 heures		3 heures		4 heures		5 heures		6 heures	
	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std
REF1	0.4	65.6	4.4	113.9	14.4	148.9	31.0	168.1	51.5	171.1	72.8	160.6
REF2	-5.1	42.9	-12.8	68.0	-17.4	87.9	-19.5	102.5	-19.2	108.9	-16.5	109.8
AR1	12.2	49.5	29.4	84.3	49.2	108.9	70.1	123.0	88.2	126.6	101.7	124.2
ARX1	2.6	46.2	5.1	73.0	7.6	87.2	9.8	93.0	10.2	93.5	9.4	93.3
ARX2	0.95	47.0	0.3	64.0	0.8	77.0	1.6	85.7	2.7	90.6	4.0	93.4
STO1	-8.9	48.4	-14.9	70.0	-18.9	88.8	-21.3	103.5	-22.1	111.4	-21.1	114.6
STO2	0.6	42.7	-2.1	62.1	-4.7	76.9	-7.0	89.2	-8.3	96.3	-8.1	99.9
RNA1	2.4	43.9	0.3	57.8	1.0	72.6	-0.8	78.9	2.2	79.8	0.3	85.9
RNA2	-0.6	43.3	0.1	57.8	-0.7	70.6	-4.4	78.2	-5.9	82.5	-6.7	82.6
RNA3	2.8	45.2	1.0	58.7	-1.4	71.3	-2.2	80.3	-8.7	86.6	-2.3	87.4
RNA4	2.1	44.2	-1.2	58.4	-2.3	72.9	-2.6	80.0	-1.7	86.0	-2.2	85.9
RNA5	-5.1	45.5	-5.9	60.6	-1.5	70.7	-5.8	77.4	-0.5	81.7	-3.1	82.1

Tableau 4 - 4: Erreurs moyennes et écart standard de l'erreur de prédiction des modèles de prévision pour un horizon de prédiction de 1h à 6 h.

Les observations suivantes peuvent être formulées à propos de ces résultats:

- Le modèle REF1 (le rayonnement solaire présent sert de prédiction), donné ici à titre de référence uniquement est le moins performant (écart standard de l'erreur de prédiction de 161 W/m² sur 6 heures de prédiction), il est également fortement biaisé (moyenne de l'erreur de 73 W/m² sur 6 heures de prédiction) en raison de l'évaluation des résultats durant le jour uniquement (le matin les prévisions sont sous-estimées systématiquement car elles sont posées égales à zéro, valeur correspondante au rayonnement solaire nocturne des heures précédentes).
- Le modèle AR1 (basé uniquement sur les deux valeurs récentes du rayonnement solaire) donne des résultats proches de REF1 (std=124 W/m², moy=102 W/m²), il est biaisé pour les mêmes raisons que REF1. Tous les autres modèles donnent des meilleurs résultats. On attribue cette différence à l'information déterministe importante contenue dans la valeur potentielle maximale du rayonnement solaire, utilisée comme entrée des autres modèles (directement ou indirectement au travers de la transmittance atmosphérique).
- Les modèles adaptatifs ARX1 et ARX2 donnent des résultats supérieurs aux méthodes précédentes (ARX2: std=47 W/m² pour une heure de prédiction et 93 W/m² pour 6 heures de prédiction).
- Pour le modèle stochastique, la seconde méthode calculant l'espérance de la transmittance est plus efficace (std= 115 W/m² pour STO1 et std=100 W/m² pour STO2). STO2 donne des résultats supérieurs aux modèles ARX pour un horizon de prédiction jusqu'à trois heures et inférieurs au delà (std=43 W/m² pour une heure de prédiction et 100 W/m² pour 6 heures de prédiction). La modélisation du rayonnement solaire par un processus de Markov d'ordre 1 (l'état futur dépend uniquement de l'état actuel) est donc restrictive puisque les modèles ARX, aux entrées plus 'riches' permettent une amélioration de la prévision à long terme.
- Les modèles RNA donnent les prévisions les plus précises à partir de 2 heures de prévisions (par exemple std= 83 W/m² pour RNA2: amélioration de 11% par rapport à ARX2). Pour une heure de prévision, l'erreur est comparable à STO2 (RNA2: std=43 W/m²). Entre les modèles RNA, on remarque peu de différence, cependant, l'information nuit/jour au temps k, améliore la prévision à court terme (std=44.2 W/m² pour RNA4 et std =45.5 W/m² pour RNA5) tandis

que l'information nuit/jour au temps $k+i$ améliore la prévision à long terme ($std=85.9$ W/m² pour RNA4 et $std=82.1$ W/m² pour RNA5), les résultats du modèle RNA2 cumulant les deux entrées confirment cette tendance. Ce résultat peut s'interpréter ainsi: l'information nuit/jour est utile au réseau en raison du comportement différent de la transmittance atmosphérique entre la nuit et le jour (de nuit la fraction est fixée à la dernière valeur du jour précédent). L'information au temps k permet au réseau de savoir que la valeur de la fraction change peu de nuit et à court terme, l'information au temps $k+i$ qu'elle peut changer à plus long terme. Les deux sont donc utiles.

- Les entrées correspondant à la variation maximale de la température extérieure sur quelques heures passées n'améliorent pas les prévisions, on en déduit que l'information supplémentaire sur la couverture nuageuse de nuit n'est pas significative.

Etude de sensibilité

Les modèles utilisant l'information contenue dans la transmittance atmosphérique donnent les meilleurs résultats de prévision. L'évaluation de cette grandeur peut toutefois être délicate si la mesure du temps (utile au calcul du rayonnement potentiel maximal) n'est pas effectuée avec précision en raison de la forte variation le matin et le soir du rayonnement solaire. Pour évaluer la sensibilité des modèles à la précision de la mesure du temps, celui-ci a été décalé de 30min (ce qui correspond approximativement à la variation possible pour une régulation de chauffage dont l'horloge n'est pas réglée précisément). Les erreurs de prévisions obtenues pour quelques modèles sont données ci-dessous:

Horizon de pré-diction	1 heure		2 heures		3 heures		4 heures		5 heures		6 heures	
	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std
REF2	-10.9	49.1	-20.3	79.8	-20.4	106.4	-13.1	125.1	-0.4	134.4	15.3	134.2
ARX2	5.3	60.2	6.8	80.5	9.5	94.1	11.7	100.8	13.4	103.7	14.5	104.4
STO2	-4.2	49.0	-5.8	71.5	-3.7	88.4	1.8	101.6	10.1	109.8	20.5	111.9
RNA2	9.6	46.6	8.8	63.9	9.8	77.0	8.2	84.9	7.2	87.8	6.2	90.5

Tableau 4 - 5: Erreurs moyennes et écart standard de l'erreur de prévision des modèles de prévision pour un horizon de pré-diction de 1h à 6 h. L'horloge est décalée de 30 minutes.

On remarque dans le tableau 4 - 6, par exemple sur 6 heures de prévisions, que les erreurs sont affectées de manière différente selon les modèles:

Horizon de pré-diction	6 heures	
	moy	std
Erreur de pré-diction supplémentaire par rapport à la mesure exacte du temps [W/m ²]		
REF2	+ 1.2	+24
ARX2	+ 10	+ 11
STO2	+ 12	+ 11
RNA2	- 0.3	+ 8

Tableau 4 - 6: Variation de l'erreur moyenne et de l'écart standard de l'erreur de prévision des modèles de prévision pour un horizon de pré-diction de 6 h, suite à un décalage de 30 minutes de l'horloge.

On constate que le modèle non-linéaire (RNA2) est moins sensible à un décalage de la mesure du temps. On interprète ce résultat ainsi: la mesure faussée du temps revient à introduire un effet non-linéaire sur la transmittance atmosphérique en début et fin de journée (les valeurs de τ sont limitées entre 0 et 1).

Discussion

La comparaison de différents modèles de prévision du rayonnement solaire global horizontal montre qu'à court terme (1 et 2 heures de prévision) les modèles stochastiques, ARX et neuronaux donnent des résultats équivalents pour autant que la prévision soit effectuée sur la transmittance atmosphérique et non directement sur le rayonnement solaire. On bénéficie ainsi de l'information contenue dans le modèle déterministe du rayonnement solaire potentiel maximal. A plus long terme (de 3 à 6 heures de prévision), les modèles adaptatifs ARX et surtout neuronaux (RNA) permettent une amélioration significative des performances de prévision. De plus, ces modèles ne nécessitent que quelques mois de données d'apprentissage contrairement aux 10 années du modèle stochastique. Ainsi, pour l'utilisation de ces modèles dans une régulation de chauffage, il n'est pas nécessaire à l'installation de démarrer avec des mesures météorologiques propres au lieu donné, des valeurs standards étant suffisantes, puisque celles-ci sont mises à jour rapidement. Le modèle neuronal permet, de plus, de réduire la sensibilité à la précision de l'horloge, nécessaire au calcul du rayonnement solaire potentiel maximal.

Prévision de la température extérieure

La température extérieure est une autre perturbation importante du climat intérieur. Elle a également été modélisée dans le but d'effectuer des prévisions sur sa valeur les six prochaines heures, correspondant à l'horizon d'optimisation de la régulation biomimétique de chauffage. Les modèles suivants ont été évalués:

1. Un modèle de référence (REF1), considère simplement la valeur actuelle de la température extérieure comme la valeur de prévision pour les 6 prochaines heures.
2. Deux modèles ARX ont été élaborés, leurs entrées sont données dans le tableau 4 - 7, l'apprentissage est effectué sur l'hiver 82 et les modèles sont évalués sur l'hiver 83. En plus de la température actuelle, la température moyenne sur les 24 dernières heures, le rayonnement solaire et sa valeur potentielle prise au temps de prévision sont d'autres entrées du modèle (pour tenir compte de l'effet de la nuit sur la température extérieure).
3. Deux modèles neuronaux sont également évalués sur les mêmes données d'apprentissage, la valeur moyenne du rayonnement solaire est testée comme autre entrée (la variation de température journalière dépend de la couverture nuageuse)

Entrées des modèles	REF 1	ARX 1	ARX 2	RNA 1	RNA 2
$T_e(k)$	√	√	√	√	√
$T_e(k-1)$					√
$\overline{T_e}(k-24)$			√	√	√
$G_h(k-1)$		√	√		
$G_h(k-2)$		√	√		
$G_h \max(k+i)$			√	√	√
$\overline{G_h}(k-24)$				√	

Tableau 4 - 7: Entrées utilisées pour les modèles de référence, AR, ARX et stochastiques pour la prévision de la température extérieure

Les résultats obtenus par ces différents modèles sont donnés dans le tableau 4 - 8.

Horizon de pré-diction	1 heure		2 heures		3 heures		4 heures		5 heures		6 heures	
	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std	moy	std
REF1	0.00	0.50	0.01	0.82	0.01	1.10	0.01	1.34	0.01	1.55	0.01	1.73
ARX1	0.00	0.45	0.00	0.69	0.01	0.89	0.01	1.06	0.01	1.21	0.01	1.35
ARX2	0.00	0.44	0.00	0.67	0.01	0.85	0.01	1.02	0.01	1.19	0.01	1.35
RNA1	-0.03	0.45	-0.03	0.69	-0.10	0.92	-0.12	1.07	-0.07	1.18	-0.09	1.31
RNA2	-0.02	0.46	-0.04	0.71	-0.05	0.88	-0.09	1.02	-0.10	1.14	-0.11	1.32

Tableau 4 - 8: Erreur moyenne et écart standard de l'erreur de pré-diction des modèles de prévision pour la température extérieure pour un horizon de pré-diction de 1h à 6 h. L'horloge est décalée de 30 minutes.

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos de ces résultats:

- Les modèles linéaires ARX et RNA permettent d'améliorer la pré-diction du modèle de référence (sur 6 heures de prévision: std =1.35 [°C] pour ARX, 1.31 [°C] pour RNA1 et 1.73 [°C] pour REF1).
- La variation standard de la température extérieure est faible sur cette période d'hiver (1.73 [°C] sur 6 heures). Dans ces conditions, l'utilisation d'une pré-diction sur la température extérieure pour la régulation des bâtiments est discutable, puisqu'une si faible variation est d'un impact négligeable sur le climat intérieur du bâtiment. Au chapitre 4.2, on verra d'ailleurs que le modèle du bâtiment retenu n'utilise pas la température extérieure comme entrée mais simplement sa valeur moyenne sur les 24 dernières heures.

4.2 Modélisation thermique du bâtiment

4.2.1 Modèles physiques et modèles de comportement

La modélisation dynamique du comportement thermique des bâtiments a de nombreuses applications, citons entre autres:

- la simulation numérique de la thermique des bâtiments,
- la caractérisation thermique d'éléments de construction par identification paramétrique,
- l'optimisation des apports thermiques d'une régulation de chauffage, ventilation, climatisation (CVC).

On distingue les modèles de connaissance, pour qui les paramètres ont une signification thermo-physique, caractéristiques des éléments de construction utilisés et les modèles de comportements (boîtes noires), capables de décrire le comportement du bâtiment sans que leurs paramètres aient une quelconque signification physique. Les deux premières applications ci-dessus utilisent des modèles de connaissance afin de simuler le comportement thermique des bâtiments ou de comparer des caractéristiques physiques identifiées d'éléments de construction divers. La dernière application, qui nous intéresse particulièrement, utilise l'un ou l'autre. Le tableau 4 - 9 cite les avantages respectifs de ces deux types de modèles dans le cadre d'une application à la régulation.

Type de modèle	Interprétation physique des paramètres	Capacité du modèle à décrire le comportement thermique	Temps nécessaire à l'élaboration du modèle
de connaissance (physique)	bonne	Variable selon la précision du modèle, pas de comportements physiquement aberrants possibles.	important
de connaissance, à paramètres identifiés	incertaine	Bonne dans les limites des exemples d'apprentissage, incertaine en dehors, divergences possibles lors de l'apprentissage.	moyen
de comportement (boîte noire)	impossible	Bonne dans les limites des exemples d'apprentissage, incertaine en dehors, divergences possibles lors de l'apprentissage.	en principe faible, le choix de la structure du modèle peut toutefois créer quelque difficultés.

Tableau 4 - 9: Caractéristiques de différents types de modèles du bâtiment. Le modèle de connaissance, à paramètres identifiés est un modèle physique pour lequel les paramètres sont identifiés.

Les modèles identifiés sur la base des mesures du bâtiment permettent une meilleure description du comportement thermique. Ils minimisent également le temps d'élaboration du modèle et sont donc particulièrement adaptés à la régulation. Par contre, ils ne sont valables que si leur utilisation est faite dans un domaine voisin de l'espace des entrées des exemples ayant servi à l'identification des paramètres.

Ceci est valable également pour les modèles physiques dont les paramètres sont identifiés. Dans ce cas, l'interprétation physique des paramètres n'est plus garantie. Elle dépend alors de la qualité des mesures servant à l'identification du modèle.

Norlen [Nor 94], Richalet [Ric 94], Hammarsten [Ham 94] et Rabl [Rab 94] remarquent le point suivant à propos de l'identification de paramètres du bâtiment par une méthode dynamique (il s'agissait d'identifier le coefficient de transfert thermique H_o [W/K] et la surface équivalente de captage des gains solaires A_e [m²]): les signaux d'entrée du modèle doivent être non corrélés pour que les effets des perturbations puissent être discernés les uns des autres. En effet, une corrélation forte entre la température extérieure et l'ensoleillement rend difficile l'identification de H_o et A_e , d'autres valeurs H_o' et A_e' donnant une erreur d'identification identique.

Pour "décorrélér" les signaux d'entrée, on peut:

- chauffer aléatoirement le bâtiment (pour décorréler la puissance de chauffage avec les autres entrées).
- effectuer un abaissement nocturne (*idem*).
- placer un écran devant le bâtiment (pour décorréler rayonnement solaire et température extérieure).

Ces recommandations s'adressent à une identification de modèles physiques. Dans le cas d'un modèle de comportement cependant, les facultés de généralisation du modèle sont améliorées si les signaux d'entrées, utilisés pour l'apprentissage du modèle, couvrent un large domaine de l'espace des entrées et sont non corrélés.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles de comportement analogues à des boîtes noires, ils nécessitent peu de temps pour l'élaboration du modèle et fournissent une description précise du comportement du bâtiment. De plus, étant non linéaires, ils sont capables d'apprendre certains comportements thermiques que les modèles linéaires ne peuvent pas décrire.

Les chapitres suivants discutent de la structure, des qualités de prédiction en comparaison avec d'autres modèles ainsi que les précautions nécessaires pour une utilisation des RNA pour la régulation des bâtiments.

4.2.2 Modélisation du bâtiment par un réseau de neurones artificiels

Parmi les différentes structures de réseaux de neurones artificiels (RNA), les réseaux multicouche sont particulièrement adaptés à l'approximation de fonctions, cadre dans lequel entre la modélisation de systèmes (voir annexe 2). Le choix de la structure d'un RNA (nombre de poids, de couches cachées, de connexions entre neurones, du nombre d'entrées) fait encore l'objet d'une littérature abondante [Cun 88], [Has 95] et [Gom 96]. En effet, il n'existe pas, à l'heure actuelle, de méthode générale pour le choix d'une structure de réseau apte à résoudre n'importe quel problème (voir annexe 2).

Nous allons donc développer une méthode propre à notre sujet, à savoir la modélisation thermique des bâtiments appliquée à la régulation de chauffage. De manière plus précise, le modèle développé devra :

- décrire le plus précisément possible le comportement thermique du bâtiment (y compris les non-linéarités),
- donner des résultats satisfaisants, dès la mise en service de la régulation de chauffage,
- s'améliorer à mesure que la connaissance du bâtiment régulé augmente,
- s'intégrer dans une structure de calcul optimal,
- être utilisable en pratique (nombre de capteurs et temps de calcul limités).

Structure du modèle: étude préliminaire

Une première étude a été effectuée sur la base de données issues de simulations dynamiques détaillées du local ayant servi aux expérimentations menées dans ce travail. Ce local, décrit au chapitre 6.1, possède les caractéristiques principales suivantes :

- orientation sud,
- chauffage convectif,
- fraction surface vitrée / surface plancher élevé (24%),
- store ouvert (pour les données utilisées ici).

Le but de cette étude préliminaire est de déterminer les entrées du modèle neuronal ainsi que ses paramètres tels que: nombre de couches et de neurones nécessaires, critères de convergence. Certaines caractéristiques du modèle n'ont par ailleurs pas fait l'objet d'une étude systématique en raison de résultats théoriques généraux existants [Hay 94]. Il s'agit plus précisément de:

1) L'algorithme d'apprentissage

L'algorithme de Levenberg-Marquart (LM) [Hag 94] a été choisi en raison de sa rapidité et de sa faculté de convergence. La taille mémoire importante nécessaire au fonctionnement de l'algorithme limite toutefois le nombre d'exemples possibles dans la base d'apprentissage.

2) Les fonctions d'activation

La tangente hyperbolique a été choisie pour ses caractéristiques de non-linéarité, de continuité et de dérivabilité.

3) La normalisation des entrées

Les entrées ont été normalisées sur l'intervalle $[-1,1]$. Cette procédure permet, après apprentissage de comparer les valeurs des poids des connections entre les entrées et la première couche cachée.

Le but du modèle est de calculer l'évolution de la température intérieure du bâtiment, en fonction de son état thermique et des excitations intérieures et extérieures, ceci sur le pas de prédiction de l'algorithme optimal (15 min. ou 1 h selon les cas). En incluant toutes les perturbations possibles, la structure générale du modèle est la suivante:

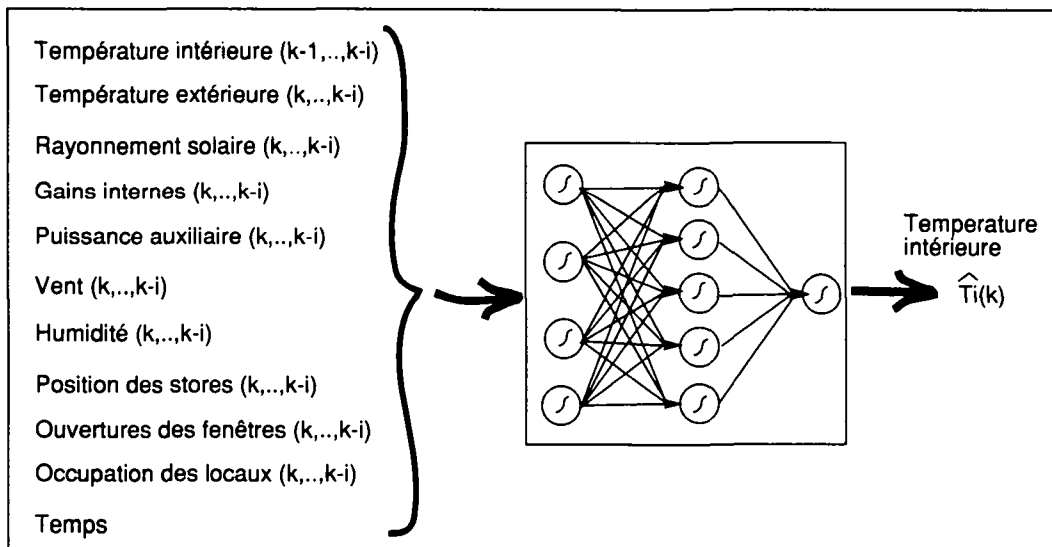


Figure 4 - 1: Les excitations influençant le comportement thermique sont nombreuses: occupants, ouvertures des fenêtres, humidité, vent, gains gratuits, état thermique du local,...

L'état thermique du bâtiment est ici décrit par les valeurs passées de la température intérieure. Une autre approche possible, non suivie ici, consisterait à utiliser les mesures de températures d'autres éléments de construction (parois, murs, etc) pour décrire l'état thermique du bâtiment. La première idée qui consiste à élaborer un «gros réseau» tel que celui de la figure 4 - 1, utilisant toutes les entrées possibles, et laissant le réseau «se débrouiller» ne peut conduire à un résultat satisfaisant dans le cadre de notre application. En effet:

- Le nombre de capteurs nécessaires à la mesure des entrées du réseau est trop élevé pour une application pratique, les capteurs eux-mêmes sont parfois non courants pour une régulation de chauffage (ex: position des stores, ouverture des fenêtres)

- Le temps de calcul de l'algorithme optimal augmente exponentiellement avec le nombre d'états caractéristiques du système et des commandes de chauffage; ceci impose de limiter le nombre d'entrées sur la température intérieure et la puissance de chauffage (voir Chapitre 4.4).
- Dans le calcul optimal, chaque excitation utilisée comme entrée du modèle du bâtiment nécessite d'être modélisée sur 6 heures de prédiction. Or, certaines entrées sont difficilement modélisables (position des stores, ouverture des fenêtres).
- Les paramètres du modèle sont identifiés par l'algorithme d'apprentissage sur une base d'exemple. Les qualités d'interpolation du modèle sont valables pour autant que les exemples d'apprentissage «recouvrent» la zone d'utilisation. Or si, comme c'est le cas ici, le nombre d'entrées est élevé, les exemples d'apprentissage ne recouvrent qu'un faible domaine de l'espace des entrées. Ce problème sera détaillé par la suite.
- Si l'on veut «initialiser» le réseau avec des poids raisonnables sur la base d'un modèle simple du bâtiment, les entrées du RNA doivent correspondre à celles d'un modèle simplifié (en général T_i , T_e , P , G).

On constate donc qu'il faut minimiser le nombre d'entrées du réseau pour un fonctionnement optimal de la régulation. Toutefois, afin de ne pas trop pénaliser ses qualités de prédiction, on veillera à conserver les entrées les plus influentes sur le comportement thermique des bâtiments et chaque fois que cela est possible, agréger plusieurs entrées pour n'en créer qu'une seule, mais plus riche en information.

Une structure de réseau simplifiée (figure 4 - 2 a) a donc été sélectionnée, la sortie du réseau a été choisie comme étant la différence de température du bâtiment entre l'instant actuel et le suivant. Ceci permet de réduire l'intervalle possible de variation de la sortie et améliore les performances de prédictions.

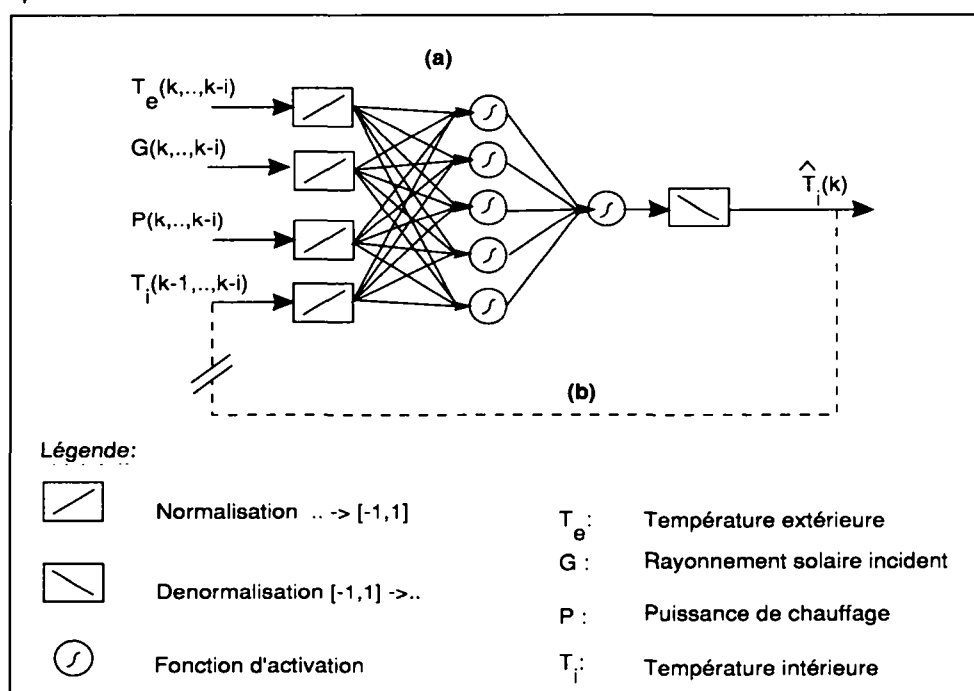


Figure 4 - 2: (a) Structure du RNA du bâtiment utilisé. (b) Pour une utilisation du réseau en itération (prédictions à plus d'un pas de temps), la sortie du réseau est reconnectée à l'entrée (en traitillés)

Le tableau suivant résume les résultats obtenus sur la prédiction de la température intérieure (horizon de prédiction de 15 minutes) pour quelques structures de réseaux, caractérisées par une «histoire» plus ou moins ancienne de l'entrée température intérieure ainsi que par une orientation de l'ensoleillement différente (horizontal ou dans le plan d'incidence du local). A titre de

comparaison, les performances d'un modèle de référence pour lequel $T(k) = T(k-1)$ sont également données.

	Référence	Cas 1	Cas 2	Cas 3	Cas 4
Entrées de "températures intérieures"	-	Ti (k-1 → k-5)	Ti (k-1 → k-11)	Ti (k-1 → k-5)	Ti (k-1 → k-11)
Entrées "ensoleillement"	-	Gh (k → k-2)	Gh (k → k-2)	Gv (k → k-2)	Gv (k → k-2)
Erreur standard [°C]	0.86	0.07	0.08	0.05	0.03
Erreur moyenne [°C]	-0.00008	-0.017	-0.007	0.001	0.003

Tableau 4 - 10: Résultats de prédiction de 4 modèles RNA, en comparaison avec une référence $T(k) = T(k-1)$. Conditions d'apprentissage: 8 itérations, algorithme de Levenberg-Marquart. Base d'apprentissage: mois de janvier, base de test: mois de février.

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos de ce tableau.

- Les erreurs de prédiction sur 15 min. sont dans chaque cas très faibles comparées à la variation standard de la température intérieure (0.07 pour le cas 1, contre 0.86 pour la référence). Remarquons toutefois que l'erreur élevée de la référence est due aux brusques changements de la température intérieure causés par le chauffage convectif.
- A titre de comparaison, on estime la précision d'une mesure de température d'air d'un local de la manière suivante:
 - Reproductibilité: $\pm 0.5^\circ\text{C}$. La température d'air n'est pas uniforme dans un local (stratification), de plus, les surfaces du local ne sont pas non plus à température uniforme et influencent la mesure selon la méthode utilisée.
 - Erreur systématique: $\pm 0.1^\circ\text{C}$ Celle-ci dépend de la qualité de la calibration effectuée.
 - Erreur aléatoire: $\pm 0.05^\circ\text{C}$ Celle-ci est effectivement faible si l'on fait la moyenne des résultats sur plusieurs mesures (les fluctuations de températures dues aux petits mouvements d'air sont ainsi évités, relevons que ces fluctuations peuvent être de l'ordre du degré dans un local ventilé mécaniquement [Mel 97]).
Pour une sonde donnée, et placée en un endroit donné, l'erreur aléatoire constitue une limite en-dessous de laquelle aucun modèle de prédiction ne peut descendre.
- Une «histoire» plus ancienne sur la température intérieure ($T_i(k-1) \rightarrow T_i(k-11)$) n'améliore pas la qualité de prédiction du modèle (le cas 4 est meilleur que le cas 3, mais le cas 2 est moins bon que le cas 1).
- L'utilisation du rayonnement solaire vertical sud au lieu de l'horizontal améliore sensiblement la qualité de prédiction (~45% en moyenne entre les cas 1 et 2 par rapport au cas 3 et 4). Cela n'est pas surprenant puisque ce sont les gains solaires qui influencent directement le comportement thermique du local. Or, ceux-ci sont proportionnels au rayonnement vertical et non à l'horizontal (pour un store ouvert en permanence).

Pour évaluer les qualités de prédiction à long terme du réseau, la sortie a été utilisée pour l'entrée du pas de temps suivant (figure 4 - 2 b). Les graphes suivants donnent le résultat obtenu sur 3 jours de prédiction (à titre de comparaison, la prédiction d'un modèle nodal à 1 noeud, élaboré à partir des caractéristiques physiques du local, est également donnée, pour une description de ce modèle, voir éq. 4 - 10 en page 51).

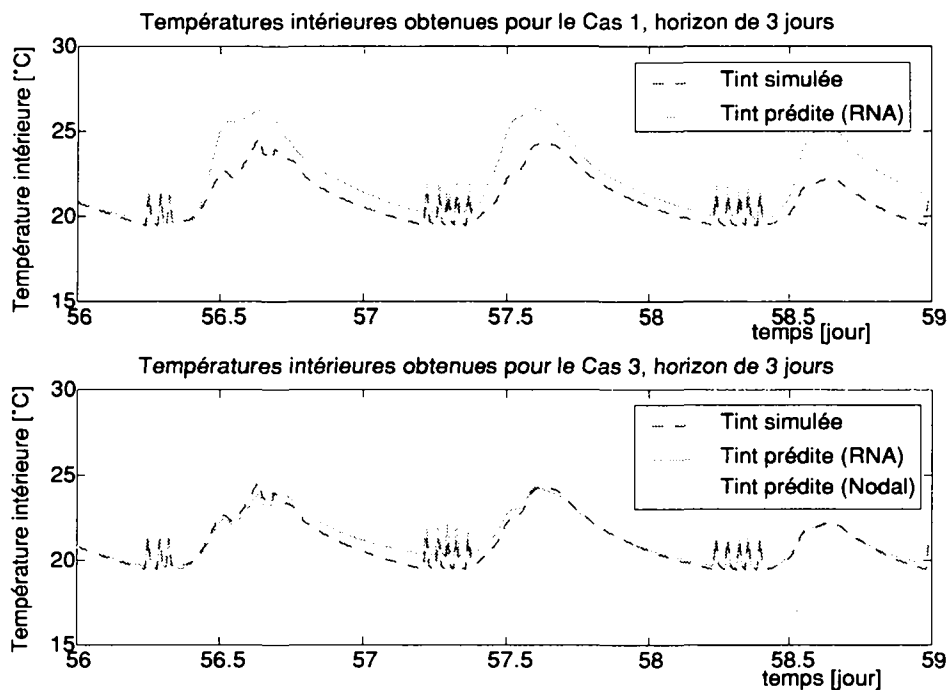


Figure 4 - 3: Résultats de prédiction de la température intérieure sur 3 jours: cas 1(en-haut) et cas 3(en-bas), à titre de comparaison (en-bas) la prédiction d'un modèle nodal à un noeud est également donnée (modèle élaboré à partir des caractéristiques physiques du local).

On peut observer sur ces graphiques que:

- Les constantes de temps rapides (chauffages convectifs) et moyennes (abaissement nocturne) sont correctement prises en compte par les modèles RNA. On observe par contre une différence sur la constante de temps lente du bâtiment puisqu'une variation de 1-2°C après un jour est observée. L'entrée du modèle pour la température intérieure va jusqu'au temps $k-5$, ce qui correspond à 1 heure passée. N'ayant que peu d'information sur le comportement thermique à long terme en entrée, le modèle ne peut donc en donner beaucoup en sortie. Ce dernier point n'est toutefois pas critique puisque la régulation utilise le modèle sur un horizon d'optimisation de 6 heures seulement.
- Le cas 1 surévalue légèrement les gains solaires. En effet, ce modèle utilise l'ensoleillement horizontal comme entrée. L'apprentissage étant effectué sur le mois de janvier où le rapport du rayonnement solaire moyen mensuel vertical sud sur l'horizontal est plus important qu'en février (mois d'évaluation des modèles), il est logique que le modèle surévalue les gains solaires en février.
- Le modèle nodal élaboré 'à la main' sur la base des caractéristiques physiques du local (pas de validation sur des données) ne permet pas d'obtenir une description correcte de la dynamique du local:
 - La constante de temps unique ne permet pas de modéliser correctement les variations rapides de la température intérieure.
 - La déviation au cours du temps de la valeur prédite par rapport à la valeur simulée montre qu'il est difficile sans adaptation, de trouver les bons paramètres, même si la modélisation physique est effectuée soigneusement.

Les essais ci-dessus ont été effectués en initialisant aléatoirement les poids des réseaux. Dans ces conditions, la convergence du réseau n'est pas garantie. La figure 4 - 4a montre les résultats sur trois jours de prédiction pour un réseau n'ayant pas convergé.

Remarquons encore que l'utilisation du modèle en itération peut conduire à des divergences même si le réseau a convergé sur la base d'apprentissage (figure 4 - 4b).

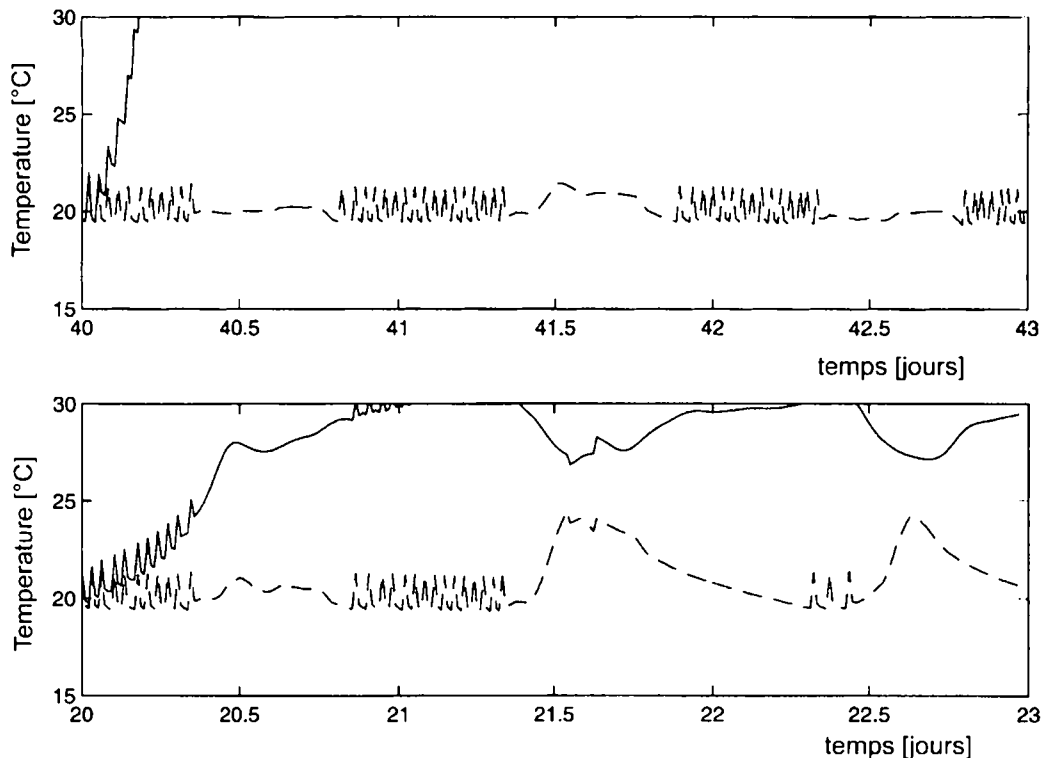


Figure 4 - 4: (a: en haut) Divergence de la prédiction à long terme due à une non-convergence du réseau. (b: en bas) Divergence de la prédiction à long terme dans une zone d'extrapolation de la base d'apprentissage (b)

Si le réseau a convergé et appris les exemples de la base d'apprentissage, rien ne garantit qu'il est capable de prédire correctement une situation «éloignée» de celle-ci. C'est bien ce qui se passe lorsque l'on utilise le réseau en itération. En effet, dans l'exemple ci-dessus, la base d'apprentissage correspond au mois d'avril, la base de test du modèle, au mois de janvier. Il n'est pas surprenant, dans de telles conditions, que lors de l'évaluation sur la base de test, des situations n'aient probablement jamais été rencontrées dans la base d'apprentissage. On retrouve ici le problème de l'extrapolation bien connu des méthodes d'identification de paramètres.

Cette première approche basée sur des données de simulation a permis de "débroussailler le terrain"; quelques résultats importants ont été obtenus et vont être utilisés par la suite:

- Le nombre d'entrées et la taille du RNA doit être réduit au minimum (augmenter la taille n'améliore pas significativement la qualité de prédiction, mais pose des problèmes de convergence et d'extrapolation).
- Le rayonnement solaire pris dans le plan préférentiel des gains améliore de manière significative la qualité de la prédiction; pour garder la généralité d'une mesure horizontale, un modèle de transposition [Duf 74] est utilisé.
- L'initialisation du réseau est nécessaire pour éviter tout problème de convergence.
- Une solution doit être trouvée pour éviter toute divergence lors de l'extrapolation dans l'utilisation du modèle RNA.

Toutefois, les résultats obtenus ne peuvent être considérés de manière quantitative au niveau de la mesure de la qualité de prédiction du modèle, celle-ci étant basée sur des données non bruitées du bâtiment (store ouvert) issues de simulation. De plus, les contraintes liées à l'utilisation du modèle dans une procédure de calcul optimal de chauffage n'ont pas encore été toutes prises en compte (notamment en ce qui concerne le nombre limité de variables d'état). Une étude complémentaire est donc nécessaire.

Structure du modèle: étude sur des données réelles

Cette seconde étude a pour but de déterminer la structure du modèle du bâtiment s'intégrant au mieux dans une régulation de chauffage basée sur le calcul optimal. La description complète de la régulation de chauffage biomimétique se trouve au chapitre 4.3. Quelques caractéristiques en sont données ci-dessous dans la mesure où elles influencent la structure du modèle du bâtiment choisi. La régulation est basée sur le principe du calcul optimal qui permet de déterminer la commande de chauffage minimisant une fonction de coût (dépendante du confort thermique des usagers et de l'énergie consommée) sur un horizon de temps. Le procédé dans sa version discrétisée, fait appel à la programmation dynamique, ce qui requiert un temps de calcul important et limite quelque peu son application. En effet, le temps de calcul augmente exponentiellement avec le nombre de variables d'état du système (températures intérieures). Chaque valeur passée de la température intérieure, utilisée comme entrée du modèle du bâtiment, compte pour une variable d'état. Il en est de même pour chaque valeur passée de la puissance de chauffage (voir chapitre 4.3). Ainsi, afin d'assurer un temps de calcul inférieur à l'intervalle entre deux commandes successives de chauffage (de 15 min.) et d'assurer une quantification fine des variables d'états, le nombre de variables d'état a été limité et l'intervalle de temps de prédiction porté à 1 heure.

D'autres caractéristiques du modèle sont, par ailleurs, indispensables au fonctionnement correct du calcul optimal. Cet aspect est développé au paragraphe: "Limites et contraintes liées à l'utilisation d'un modèle adaptatif" à la page 45.

Plusieurs réseaux répondant à ces contraintes de base sont évalués ci-dessous. Les performances de prédictions (de 1 à 6 heures) sont comparées avec différents modèles linéaires autorégressifs (ARX) ainsi qu'avec une prédiction déterministe simple. Les données utilisées proviennent de la saison de chauffage 96/97 du local 03 du bâtiment LESO (défini au chapitre 6.1).

La base d'apprentissage des modèles s'étend du 14 février au 4 avril 97; la base de test du 14 avril au 1 mai 97. La description des différents modèles testés est donnée dans les tableaux suivants.

Entrées des modèles RNA	RNA 1	RNA 2	RNA 3	RNA 4	RNA 5	RNA 6
Ph(k)	√	√	√	√	√	√
Ti(k-1)	√	√	√	√	√	√
Ti(k-2)	√	√		√	√	√
$\bar{T}e(k)$	√	√				√
Te(k)	√			√	√	
Te(k-1)	√				√	
Gv(k)	√	√	√	√	√	√
Gv(k-1)	√					√

Tableau 4 - 11: Entrées utilisées pour 6 réseaux neuronaux testés. Ph: puissance de chauffage, Ti: température intérieure, Te: température extérieure, $\bar{T}e$: température extérieure moyenne sur les 24 dernières heures, Gv: rayonnement solaire vertical sud. Excepté pour Ti(k), prise en valeur instantanée au temps k, pour toutes les autres grandeurs, l'indice (k) représente une valeur moyenne horaire prise entre k-1 et k.

L'initialisation des réseaux a été faite de manière aléatoire; trois apprentissages sont effectués sur 8, 12 ou 16 itérations utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquart, seul le meilleur résultat sur la base de test est conservé. Les autres modèles, évalués à titre de référence, sont donnés dans le tableau 4 - 12. Il s'agit du modèle de référence pour lequel la valeur passée Ti(k-1) sert de prédiction pour Ti(k) et du modèle autorégressif ARX.

Entrées des modèles ARX et REF	ARX 1	ARX 2	ARX 3	REF
Ph(k)	√	√	√	
Ph(k-1)		√	√	
Ph(k-2)			√	
Ti(k-1)	√	√	√	√
Ti(k-2)		√	√	
Ti(k-3)			√	
Te(k)	√	√	√	
Te(k-1)		√	√	
Te(k-2)			√	
Gv(k)	√	√	√	
Gv(k-1)		√	√	
Gv(k-2)			√	

Tableau 4 - 12: Description des modèles autorégressifs (ARX) ainsi que du modèle de référence (REF). Les modèles ARX sont des modèles autorégressifs linéaires, dont les paramètres sont déterminés par moindres carrés. Les entrées utilisées ci-dessus définissent trois modèles d'ordre 1, 2 et 3. Le modèle de référence attribue simplement la valeur actuelle Ti(k-1) comme prédiction pour Ti(k).

L'apprentissage de tous les modèles identifiés (ARX et RNA) a été effectué sur une heure de prédiction. Les modèles ont ensuite été utilisés itérativement pour évaluer leur performance jusqu'à 6 heures de prédiction. Les performances de ces modèles sont données dans le tableau suivant:

Erreur de pré-diction [°C]	1 heure	2 heures	3 heures	4 heures	5 heures	6 heures	Somme (erreurs)
RNA1	0.125	0.225	0.318	0.405	0.486	0.560	2.12
RNA2	0.105	0.184	0.258	0.326	0.391	0.448	1.71
RNA3	0.120	0.213	0.297	0.373	0.445	0.511	1.96
RNA4	0.132	0.239	0.340	0.435	0.525	0.608	2.28
RNA5	0.121	0.213	0.296	0.370	0.436	0.495	1.93
RNA6	0.096	0.17	0.243	0.311	0.387	0.465	1.67
ARX1	0.136	0.249	0.353	0.448	0.533	0.609	2.33
ARX2	0.161	0.270	0.376	0.471	0.557	0.635	2.47
ARX3	0.157	0.256	0.352	0.436	0.511	0.578	2.29
REF	0.164	0.309	0.443	0.565	0.675	0.772	2.93

Tableau 4 - 13: Ecart standard de l'erreur de prévision des modèles RNA, ARX et REF, pour un horizon de prédiction de 1h à 6h. (l'erreur moyenne, non précisée ici, est dans chaque cas proche de 0)

Pour tous les modèles RNA testés, l'erreur standard de prédiction de la température intérieure est comprise entre 0.096 et 0.132 [°C] pour 1 heure de prédiction et entre 0.448 et 0.608 [°C] pour 6 heures de prédiction.

Au vu des résultats obtenus, on constate que les modèles les plus efficaces sont le 2 et le 6; ceux-ci ne contiennent pas d'entrée présente de la température extérieure. L'information contenue dans la valeur moyenne sur 24 heures est suffisante pour décrire la dynamique du bâtiment, ceci malgré plusieurs ouvertures de fenêtres présentes dans les données (la puissance échangée par renouvellement d'air dépend directement de la valeur présente de la température extérieure).

Le modèle RNA1 possède trop d'entrées, donc trop de poids et de paramètres interpolés pour permettre une bonne généralisation sur la base de test (5ème place). A l'opposé, le modèle RNA3 n'a pas suffisamment d'informations (notamment $T_i(k-2)$ et $T_e(k)$ manquent) pour permettre une prédiction efficace.

Pour les modèles linéaires ARX, on obtient une erreur standard comprise entre 0.136 et 0.161 [°C] pour 1 heure de prédiction et entre 0.578 et 0.635 [°C] pour 6 heures de prédiction. Ces valeurs ne sont que légèrement inférieures à celles du modèle de référence (0.164 et 0.772 [°C] pour 1 et 6 heures de prédiction). Le modèle le plus complexe (3ème ordre), est à peine meilleur que les autres, il est même moins bon que le 1er ordre pour 1 heure de prédiction. Ces résultats médiocres obtenus par identification linéaire s'expliquent par les données d'identification constituées de mesures réelles. Celles-ci sont perturbées par les utilisateurs (ouvertures de fenêtres et portes, gestion des stores, etc.), qui introduisent plusieurs non-linéarités dans les données. Par exemple, les gains solaires ne sont pas linéaires avec le rayonnement dans un bâtiment occupé, comme on va le voir ci-dessous. L'utilisation de modèles non-linéaires semble donc justifiée puisque le meilleur des RNA (RNA6) donne une performance de prédiction moyenne 50% supé-

rieure à celle du meilleur des modèles ARX (ARX3). La figure suivante donne les températures prédites à 6 heures pour quelques modèles testés.

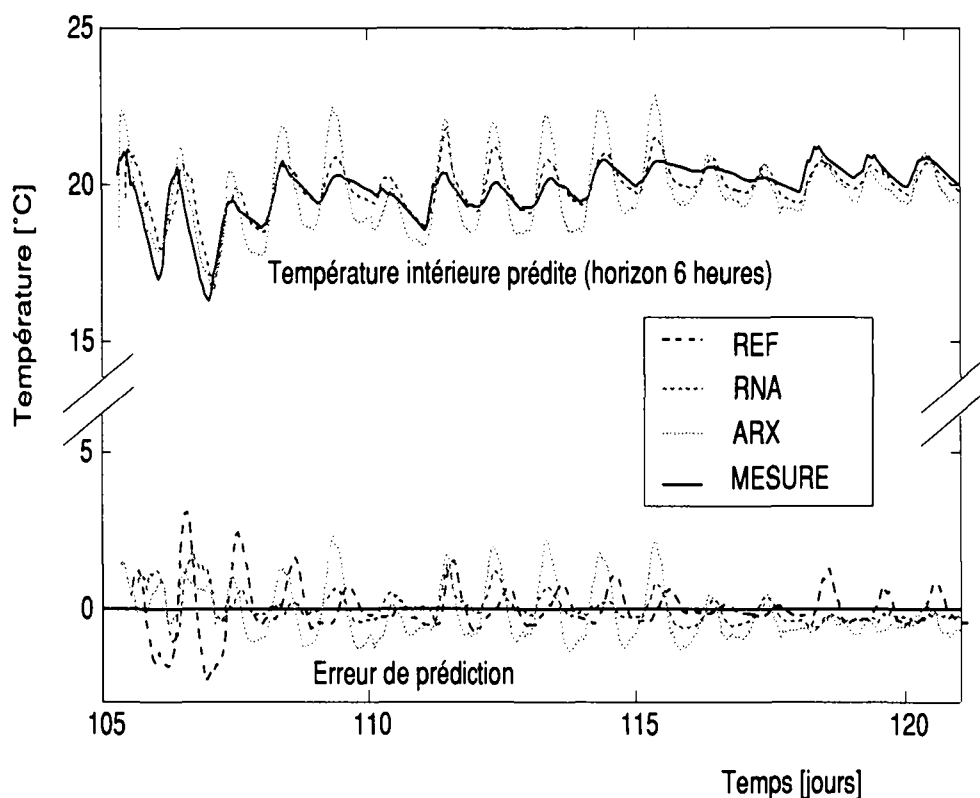


Figure 4 - 5: Prédiction à 6 heures pour les modèles RNA6, ARX3 et REF. La prédiction du modèle REF (non représentée en haut) est obtenue en décalant la courbe de mesure de 6 heures.

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos de cette figure:

- L'effet des gains solaires est souvent surestimé par le modèle ARX (température intérieure prédite trop élevée durant la journée), mais pas par le modèle RNA. Ceci s'explique par la non-linéarité des gains solaires avec le rayonnement solaire incident dans un bâtiment occupé. Ce point est démontré au chapitre 6.3.
- Durant les deux premiers jours, la fenêtre est restée ouverte, ce qui explique les grandes variations de la température intérieure et également les mauvais résultats de prédiction de tous les modèles, en particulier du modèle ARX. On peut en effet estimer que la présence de tels jours dans la base d'apprentissage (ce qui était le cas) doit particulièrement pénaliser l'efficacité d'un modèle linéaire: En faisant l'hypothèse que la sortie du modèle ARX est proportionnelle au gradient de température intérieure actuelle, les données d'apprentissage au gradient très élevé (lorsqu'il y a ouverture de fenêtre) vont pénaliser le modèle identifié par moindre carré. Un modèle non-linéaire peut au contraire, tenir compte d'une non-linéarité de l'effet du gradient de température sur la température future.

Limites et contraintes liées à l'utilisation d'un modèle adaptatif

Le modèle RNA2, avec un apprentissage sur trois semaines de données réelles, a été installé sur la régulation du bâtiment LESO (voir chapitre 6.1.5). La température intérieure, ainsi que les

températures d'aller et de retour de l'eau chaude (qui indiquent la puissance fournie au local), obtenues pour le jour 61 sont données par la figure 4 - 6.

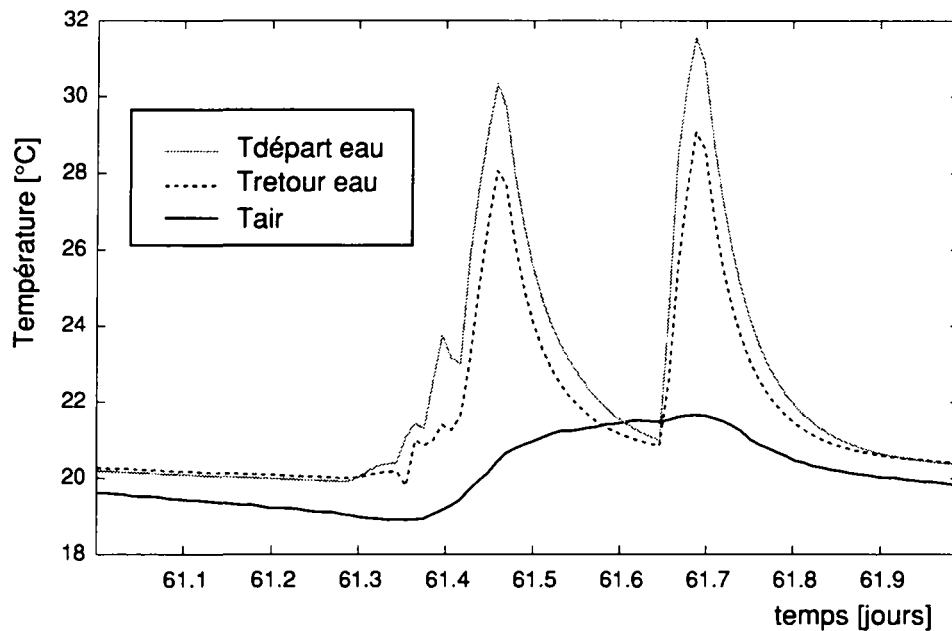


Figure 4 - 6: Exemple de fonctionnement avec un modèle du bâtiment inapproprié: une puissance de chauffage est amenée au local avec une température intérieure proche de 22 °C (second pic).

On constate un comportement cohérent du chauffage le matin avec une anticipation des gains gratuits. On relève par contre une absurdité l'après-midi, puisque la régulation donne un ordre de chauffage lorsque la température intérieure est proche de 22 °C. La figure suivante indique la sortie du modèle du bâtiment, utilisé dans cet exemple, en fonction de la puissance de chauffage, lorsque les autres entrées sont fixées.

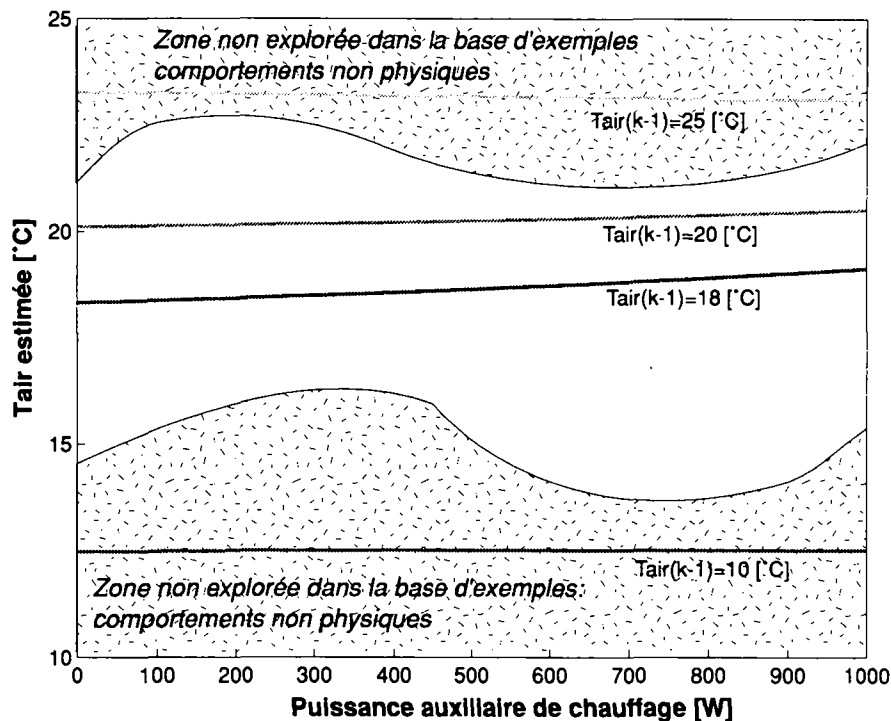


Figure 4 - 7: Evaluation des sorties d'un modèle RNA inadapté: température estimée au temps k en fonction de la puissance de chauffage pour différentes températures précédentes (les autres entrées sont fixées).

On constate que la température intérieure estimée au temps k n'est pas systématiquement croissante avec la puissance de chauffage (pour le cas où $T_i(k-1)=25$ [°C] la température intérieure est décroissante). Ce comportement est injustifiable physiquement, puisqu'un apport d'énergie au bâtiment a tendance normalement à augmenter sa température intérieure. On comprend qu'un tel comportement puisse être à la base d'une commande de chauffage non nulle lorsque la température intérieure est élevée. En effet, le modèle prédit alors un abaissement de la température intérieure si la puissance de chauffage est augmentée.

Le problème se présente lorsque l'on évalue le réseau dans un domaine de son espace d'entrée auquel peu (ou pas) d'exemples, présentés lors de l'apprentissage, n'appartiennent. En effet, si les exemples sont extraits de mesures en fonctionnement réel, même si la base d'exemples est très grande (plusieurs semaines d'exemples), quelques situations ne se produisent jamais (ou ne devraient pas): par exemple, une puissance de chauffage fournie de 1000 [W] avec une température intérieure de 25 [°C]. Or, le modèle du bâtiment est utilisé en pareille situation pour la régulation. En effet, pour calculer son chemin optimal, l'algorithme d'optimisation considère tous les chemins possibles, les improbables y compris. On obtient ainsi des situations où l'algorithme de chauffage augmente les apports de chaleur pour diminuer les surchauffes!

Il est à souligner que les performances de prédiction à court ou long terme du réseau peuvent, par ailleurs, être tout à fait satisfaisantes. L'évaluation du modèle correspondant toujours à une situation réelle, appartenant à un domaine de l'espace d'entrée couvert par la base d'exemples.

Deux approches complémentaires ont été suivies afin d'améliorer la qualité du modèle du bâtiment dans les domaines peu probables de son espace d'entrée.

1) Modifier la structure interne du modèle neuronal

En imposant une contrainte sur la structure du modèle, on peut alors imposer la croissance monotone de la température intérieure avec l'entrée «puissance de chauffage». Cette méthode est développée ci-dessous.

2) Recouvrir tout l'espace d'entrée d'exemples lors de l'apprentissage

En conservant en mémoire les exemples passés qui ne se produisent que rarement, on parvient presque à remplir tout l'espace d'entrée: cette approche est développée au chapitre 4.2.3.

Relevons qu'une autre approche possible, non suivie ici, pour assurer un comportement cohérent de l'algorithme optimal, consisterait à limiter son domaine d'exploration à la zone couverte par les exemples d'apprentissage.

Croissance monotone de la température intérieure estimée.

En représentation mathématique, le modèle neuronal du bâtiment peut s'écrire :

$$y = f(\vec{x}) \quad (\text{éq. 4 - 5})$$

Avec

$$\vec{x} = [P_h, T(k-1), T(k-2), \bar{T}_e(k), T_e(k \dots k-x), G_v(k \dots k-x)] \quad \text{l'entrée du modèle}$$

$$y = [T(k-1) - T(k)] \quad \text{la sortie du modèle}$$

La monotonie de la sortie y avec une entrée x_i s'écrit:

$$\begin{aligned} \frac{\partial y}{\partial x_i} &\geq 0, (\text{croissance}) \\ \frac{\partial y}{\partial x_i} &\leq 0, (\text{décroissance}) \end{aligned} \quad (\text{éq. 4 - 6})$$

On montre en annexe 2.4 que pour un réseau à deux couches cachées et des fonctions d'activation sigmoïdes, la contrainte suivante est suffisante pour imposer la monotonie:

$$\begin{aligned} w_j^{[2]} \cdot w_{ji}^{[1]} &\geq 0, \forall j \text{ (croissance)} \\ w_j^{[2]} \cdot w_{ji}^{[1]} &\leq 0, \forall j \text{ (décroissance)} \end{aligned} \quad (\text{éq. 4 - 7})$$

où $w^{[1]}$, $w^{[2]}$ sont les matrices de poids des couches 1 et 2. Ainsi, si l'on veut imposer $\frac{\partial}{\partial P} T(k) \geq 0$ pour l'entrée puissance de chauffage, on obtient alors (l'entrée $T(k-1)$ ne dépend pas de P):

$$\frac{\partial y}{\partial P} = \frac{\partial}{\partial P} [T(k-1) - T(k)] = - \frac{\partial}{\partial P} (T(k)) \leq 0 \quad (\text{éq. 4 - 8})$$

La contrainte à appliquer est donc:

$$w_j^{[2]} \cdot w_{ji}^{[1]} \leq 0, \forall j \quad (\text{éq. 4 - 9})$$

où l est l'indice correspondant à l'entrée de la puissance de chauffage.

On peut se demander si d'autres entrées nécessitent une contrainte physiquement justifiée. Les gains solaires et le rayonnement incident sur la façade ont tendance à augmenter la température du bâtiment. Cependant, à cause du store et du comportement non-linéaire des utilisateurs qui ferment le store au-delà d'un certain seuil de rayonnement solaire, ce n'est pas forcément le cas (voir chapitre 6.2). De plus, l'algorithme optimal n'explore pas les valeurs météorologiques, mais prend simplement en compte les valeurs prédites, ce qui limite fortement les besoins d'extrapolation du modèle.

4.2.3 Initialisation et auto-apprentissage du modèle du bâtiment

But de l'initialisation et de l'auto-apprentissage

Lors de la mise en service d'une régulation de chauffage, il est indispensable que celle-ci puisse fonctionner immédiatement de manière satisfaisante, c'est-à-dire fournir aux usagers des conditions de confort thermique acceptables. Pour y parvenir, le modèle du bâtiment utilisé doit, dès la mise en service, décrire au moins de façon approximative le comportement thermique du bâtiment.

A la mise en service, le modèle RNA n'ayant pas encore d'exemples réels du comportement, il est nécessaire de lui en fournir d'autres. La méthode proposée consiste à élaborer un modèle physique élémentaire du bâtiment qui produit les exemples d'initialisation indispensables au RNA. Par la suite, au cours du fonctionnement, les exemples réels viennent remplacer les exemples d'initialisation. La première partie de ce chapitre décrit la structure et l'élaboration du modèle simplifié d'initialisation, la suite discute la procédure d'auto-apprentissage et l'oubli progressif des exemples d'initialisation.

Modèle simplifié d'initialisation

Le modèle simplifié d'initialisation doit répondre aux deux critères suivants:

1) Décrire de manière approximative le comportement thermique du bâtiment régulé

En particulier l'influence des principales perturbations sur le bâtiment doit être intégrée au modèle (rayonnement solaire, température extérieure et apports solaires).

2) Pouvoir être défini sans effort de modélisation

Le modèle ne doit nécessiter que le minimum de connaissances physiques du bâtiment régulé. Notre choix s'est porté sur un modèle nodal du bâtiment à un seul noeud (figure 4 - 8). Ce type de modèle physique, très simplifié, ne décrit que très approximativement la dynamique des bâtiments, mais de manière suffisante pour notre application. Le modèle contient trois paramètres physiques:

- Le coefficient de transfert thermique du bâtiment H_0 [W/K]
- La surface équivalente de captage des gains solaires A_e [m²]
- La capacité thermique "active" du bâtiment C [J/K]

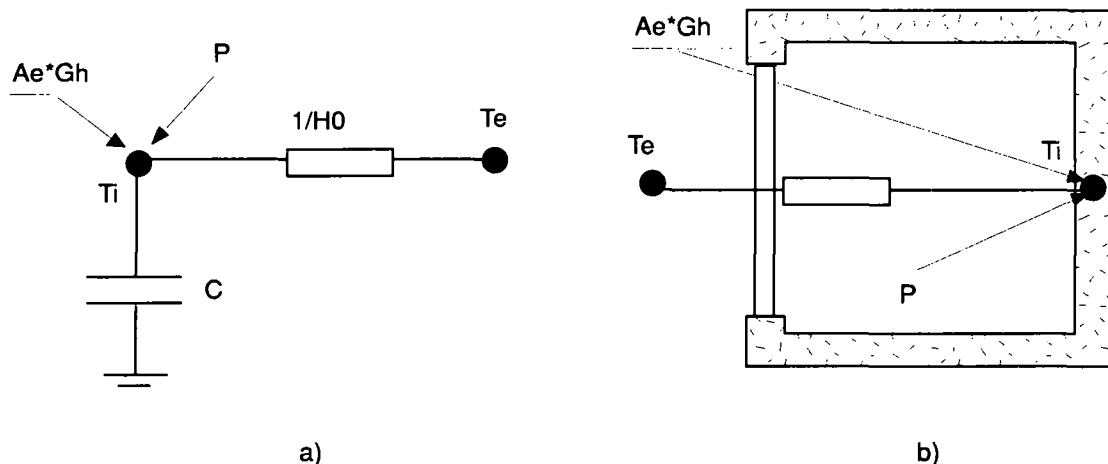


Figure 4 - 8: Modèle nodal simplifié du bâtiment: a) équivalent électrique, b) schéma du bâtiment

Ces paramètres, quoique élémentaires, nécessitent un calcul détaillé, effectué par une personne expérimentée sur la base des plans du bâtiment, ce qui complique de manière importante la mise en service de la régulation de chauffage. On propose donc de remplacer ces paramètres par leurs équivalents, exprimés de manière linguistique et indépendants de la taille du bâtiment. Un simple aperçu du bâtiment par le praticien suffit alors à définir le modèle d'initialisation.

Le logiciel Polysun2 [Hub 97] utilise un modèle nodal à un nœud afin de calculer de manière approchée le comportement dynamique d'un bâtiment de petite taille (148 m² chauffés). La particularité de ce logiciel est qu'il utilise justement une description linguistique des caractéristiques du bâtiment. A cette description linguistique correspond des valeurs précises des caractéristiques du local (structure des murs, surfaces vitrées sur les façades, valeur k des cadres et vitrages, taux de renouvellement d'air, capacité thermique du bâtiment, puissance de dimensionnement de chauffage). A partir de toutes ces caractéristiques, on peut extraire les trois paramètres permettant d'élaborer un modèle nodal simplifié (capacité thermique, coefficient de transfert thermique du bâtiment, surface équivalente de captage horizontale). On trouve ces valeurs dans le tableau suivant:

Isolation du bâtiment Ho [W/K]	Poussée 200	Standard 260	Légère 320
Inertie thermique C [MJ/K]	Lourde 57	Standard 47	Légère 39
Exposition aux gains solaires passifs Ae [m ²]	Elevée 31.4	Standard 23.3	Faible 17.9

Tableau 4 - 14: Description linguistique des caractéristiques thermiques principales d'un bâtiment. Les valeurs correspondantes proviennent du logiciel polysun 2, pour un bâtiment de petite taille (surface chauffée de 148 m²).

Ce tableau a été élaboré sur la base des hypothèses simplificatrices suivantes :

- la capacité "active" est évaluée empiriquement en divisant par 5 la capacité totale du bâtiment (on suppose que seule 1/5 de l'épaisseur des éléments massif varie en température sous l'action des perturbations),
- la surface équivalente de captage horizontale est obtenue à partir des rapports des irradiances mensuelles des 4 plans verticaux relativement à l'horizontale. On obtient les valeurs suivantes (SIA) pour les localités de Berne et Sion:

Irradiation totale hivernale (1.10 au 31.4) [MJ/m2]	G _x , Berne	G _x /G _h , Berne	G _x , Sion	G _x /G _h , Sion
Horizontale (G _h)	1566	1	1659	1
Verticale ouest (G _{vo})	925	0.59	982	0.59
Verticale est (G _{ve})	925	0.59	982	0.59
Verticale sud (G _{vs})	1870	1.19	1991	1.20
Verticale nord (G _{vn})	368	0.23	449	0.27

Tableau 4 - 15: Irradiation totale hivernale et rapports des irradiances verticales avec l'horizontale, stations météorologiques de Berne et Sion (SIA).

Ces rapports sont constants pour Berne et Sion et de manière générale varient peu d'une station à l'autre. Pour trouver la surface équivalente horizontale, on multiplie les surfaces vitrées du modèle de Polysun par un facteur de transmission énergétique du vitrage de 0.7 et par les valeurs de G_x/G_h ci-dessus (le nord a été négligé).

Les valeurs du tableau 4 - 14 permettent effectivement d'élaborer un modèle nodal du bâtiment. Toutefois, les paramètres sont représentatifs d'un bâtiment particulier de 148 m² chauffés. Afin de généraliser ces paramètres, il faut rapporter ces valeurs aux dimensions du bâtiment régulé. Or, en première approximation, H₀ et Ae sont proportionnels à la surface extérieure du bâtiment alors que C est proportionnel au volume des éléments massifs, donc également au volume du bâtiment.

On obtient des paramètres indépendants de la dimension du bâtiment en divisant respectivement H₀ et Ae par la surface extérieure et C par le volume du bâtiment de Polysun, ce qui définit trois nouveaux paramètres dénommés a1, a2 et a3.

Isolation du bâtiment a1 [W/m2K]	Poussée 0.80	Standard 1.04	Légère 1.28
Inertie thermique a2 [MJ/m3K]	Lourde 0.15	Standard 0.12	Légère 0.10
Exposition aux gains solaires passifs a3 [-]	Elevée 0.13	Standard 0.09	Faible 0.07

Tableau 4 - 16: Description linguistique des caractéristiques thermiques principales d'un bâtiment rapportées à la surface extérieure (H₀, Ae) ou au volume (C).

Les paramètres sont maintenant généraux, mais ne suffisent plus à l'élaboration d'un modèle nodal simplifié. En effet, l'évolution du bâtiment est donnée par:

$$-H_0(T_i - T_e) + Ae \cdot Gh + P = C \frac{\partial T_i}{\partial t} \quad (\text{éq. 4 - 10})$$

avec:

- P [W] la puissance auxiliaire moyenne fournie au bâtiment,
- H₀ [W/K] le coefficient de transfert thermique du bâtiment,
- T_i [°C] la température intérieure du bâtiment (supposée homogène),

P [W]	la puissance auxiliaire moyenne fournie au bâtiment,
T_e [°C]	la température extérieure,
A_e [m ²]	la surface équivalente de captage des gains solaire (horizontale),
Gh [W/m ²]	le rayonnement solaire horizontal,
C [J/K]	la capacité thermique du bâtiment;

Or le modèle nous donne:

$$a1 = \frac{H_o}{S_{ext}}, a2 = \frac{C}{V}, a3 = \frac{A_e}{S_{ext}}, \quad (\text{éq. 4 - 11})$$

avec:

S_{ext} [m²] la surface extérieure du bâtiment (sans le sol),

V [m³] le volume du bâtiment.

Il y a donc maintenant deux inconnues supplémentaires S_{ext} et V qui ne permettent pas de résoudre le système. Pour les obtenir, on utilise la puissance de dimensionnement du chauffage P_{max} , paramètre par ailleurs nécessaire au calcul optimal et disponible puisqu'il correspond à la puissance de la chaudière choisie. Selon les normes suisses [SIA 83], P_{max} est dimensionné pour une différence de température ΔT_{dim} entre l'intérieur et l'extérieur de 28 [°C] (20 [°C] intérieure, -8 [°C] extérieure, valeurs standard pour le plateau suisse et une habitation de type massive). On obtient alors:

$$P_{max} = H_o \cdot \Delta T_{dim}, \text{ donc } H_o = \frac{P_{max}}{\Delta T_{dim}} \quad (\text{éq. 4 - 12})$$

$$S_{ext} = \frac{H_o}{a1} = \frac{P_{max}}{a1 \cdot \Delta T_{dim}} \quad (\text{éq. 4 - 13})$$

avec:

P_{max} [W] la puissance de chauffage de dimensionnement,

Le volume du bâtiment est obtenu en faisant une hypothèse sur la forme du bâtiment. En effet, en supposant un bâtiment de forme parallélépipédique, d'aspect donné (largeur = a, longueur = 2a, hauteur = a), on obtient:

$$S_{ext} = 8 \cdot a^2 (\text{sans le sol}) \quad (\text{éq. 4 - 14})$$

d'où

$$V = 2 \cdot a^3 = 2 \cdot \left(\frac{S_{ext}}{8} \right)^{\frac{3}{2}} = 2 \cdot \left(\frac{P_{max}}{8 \cdot a1 \cdot \Delta T_{dim}} \right)^{\frac{3}{2}} \quad (\text{éq. 4 - 15})$$

Auto-apprentissage du modèle neuronal

L'auto-apprentissage du modèle du bâtiment est la procédure automatisée permettant au RNA de se réactualiser: ainsi, l'évolution du bâtiment au cours du temps peut être pris en compte. Parmi les évolutions possibles, citons une gestion des stores différente suite à des changements d'occupants ou la variation saisonnière du renouvellement d'air des bâtiments. La procédure d'auto-apprentissage devra en outre répondre aux critères suivants:

- "oublier" progressivement l'initialisation imprécise du modèle nodal,
- avoir à chaque instant suffisamment d'exemples "différents", afin d'éviter tout problème d'extrapolation,
- permettre au modèle du bâtiment de "s'améliorer" à mesure que la connaissance du comportement thermique du bâtiment augmente.

Pour parvenir à ces objectifs, on propose de considérer deux bases d'exemples, mises à jour de manière différente (voir figure 4 - 9).

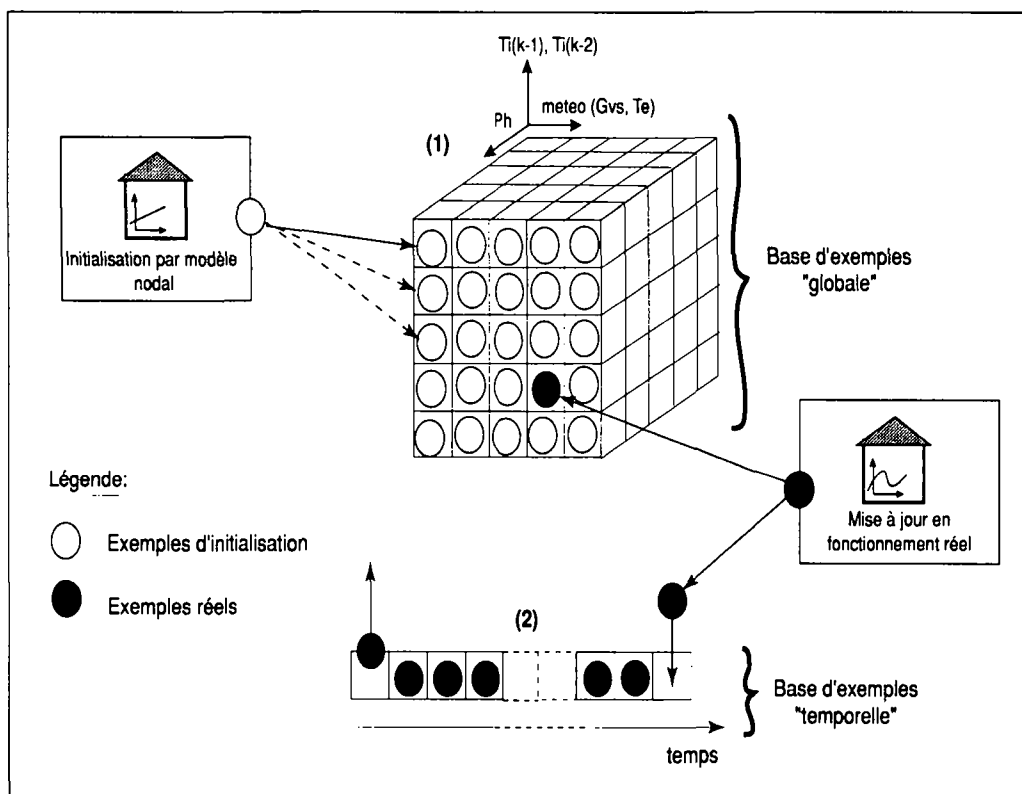


Figure 4 - 9: La base d'exemple d'apprentissage est composée de deux parties. (1) La base globale contient un nombre fixe d'exemples répartis uniformément sur l'espace des entrées; à l'initialisation tous ces exemples sont remplis au moyen du modèle d'initialisation, puis mis à jour au cours du fonctionnement. (2) La base temporelle est composée d'une suite d'exemples correspondant aux 6 dernières semaines de fonctionnement.

Base d'exemples "globale"

La base d'exemples globale contient une distribution uniforme des exemples possibles dans l'hyperplan constituant l'espace d'entrée du modèle. Chaque variable de l'espace d'entrée est quantifiée en intervalles. A l'initialisation, toutes les combinaisons possibles des valeurs centrales de chacun de ces intervalles sont introduites dans le modèle d'initialisation à un noeud, remplissant ainsi la base globale. En fonctionnement réel, seule la "case" correspondant à l'exemple actuel est mise à jour (une procédure analogue a été utilisée dans [Car 94] pour la modélisation neuronale d'une pompe à chaleur). De cette manière, on conserve à tout instant des exemples représentatifs de tout l'espace d'entrée. En particulier, le comportement saisonnier est conservé

puisque chaque saison, correspondant à des valeurs différentes de T_e et G_v , se trouvera dans une zone différente de la base d'exemple globale.

On remarque par ailleurs que les exemples mesurés ne sont pas arrondis à la valeur centrale de leur intervalle correspondant mais conservent toute leur précision.

Par ailleurs, certaines "cases" sont souvent remplacées, d'autres rarement, certaines situations étant plus fréquentes que d'autres.

L'initialisation du modèle nodal est effectivement "oubliée" à mesure que les exemples réels remplacent les exemples initiaux (à l'exception de certaines zones où le bâtiment ne se trouve jamais, p. ex. $P_h=800W$, $T_i=25^\circ C$). Le fonctionnement correct de l'algorithme optimal est également assuré puisque toutes les zones de l'espace d'entrée, explorées par celui-ci, se trouvent dans les exemples d'apprentissage du modèle. On évite ainsi l'utilisation du modèle dans une zone d'extrapolation (voir chapitre 4.2).

Base d'exemples "temporelle"

La base d'exemples "globale" recouvre tout l'espace d'entrée du modèle, mais avec peu d'exemples puisque la quantification est limitée par la taille de la mémoire disponible. En particulier, il n'y a que peu d'exemples caractéristiques de la situation actuelle. Pour cette raison, on ajoute une base d'exemples "temporelle" contenant une histoire de quelques semaines. Celle-ci est mise à jour chaque heure en ajoutant l'exemple actuel et en enlevant le plus ancien (voir figure 4 - 9).

4.3 Gestion biomimétique du chauffage

4.3.1 Structure du contrôleur de chauffage

Dans ce chapitre, un contrôleur optimal de chauffage est proposé. Les objectifs visés sont les suivants:

- offrir un confort thermique optimal durant l'occupation des locaux,
- gérer de manière appropriée les apports gratuits (internes et solaires),
- consommer un minimum d'énergie primaire,
- permettre une mise en service simple de l'installation,
- s'adapter automatiquement au bâtiment régulé et à ses occupants.

A l'aide de modèles neuronaux et de la logique floue, un contrôleur de chauffage à caractère prédictif a été élaboré dans le cadre du projet NEUROBAT [Bau 94]. Le signal de commande correspond à la puissance de chauffage, celle-ci est ensuite fournie au bâtiment à l'aide d'une boucle rapide et d'un contrôleur de vanne à trois points (ouvrir/stop/fermer): voir figure 4 - 10.

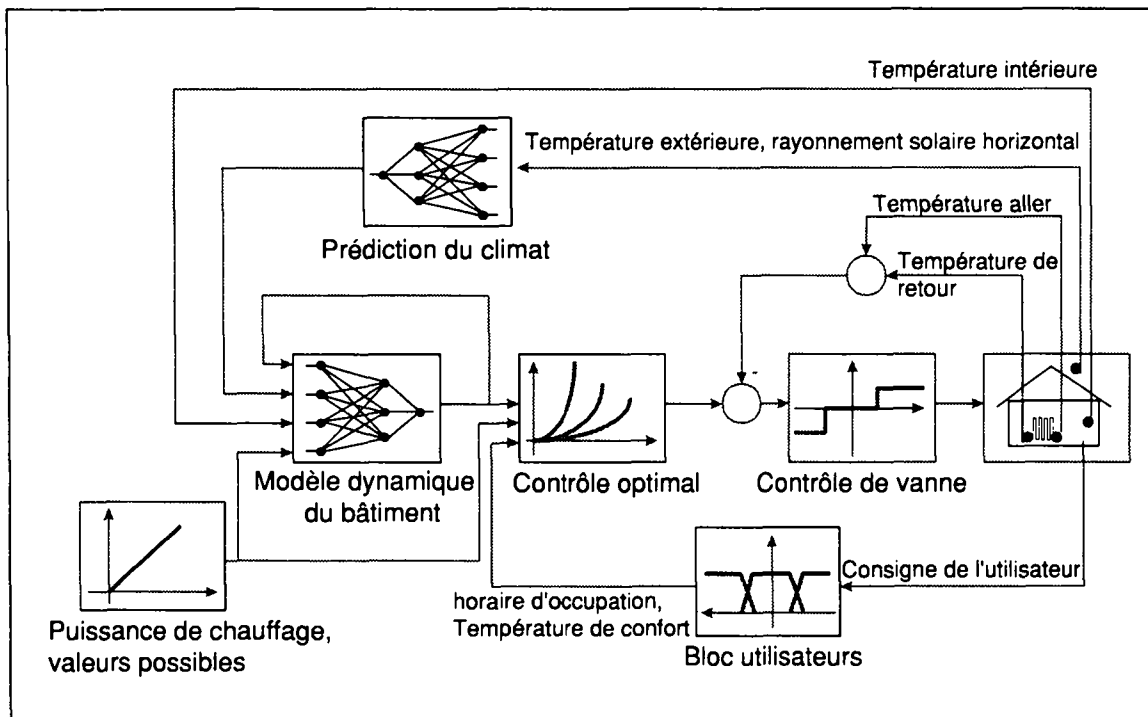


Figure 4 - 10: Concept du contrôleur NEUROBAT.

L'algorithme d'optimisation, détaillé ci-dessous au chapitre 4.3.2, repose sur la minimisation d'une fonction de coût sur un horizon de temps. Cette fonction de coût dépend du confort thermique des occupants ainsi que de la consommation d'énergie. Trois modules principaux permettent au contrôleur d'effectuer son optimisation:

Prédiction du climat

Ce module est détaillé au chapitre 4.1. Il permet de prédire les valeurs du rayonnement solaire global horizontal et de la température extérieure sur l'horizon d'optimisation de 6 heures. La prédiction est effectuée à l'aide d'un RNA et basée sur les valeurs actuelles et passées du rayonnement solaire et de la température extérieure.

Modèle dynamique du bâtiment

Le modèle du bâtiment, détaillé au chapitre 4.2, permet d'évaluer le comportement dynamique du bâtiment soumis aux perturbations météorologiques, aux occupants et aux commandes de chauffage. C'est d'après les réponses de ce modèle que l'optimisation des apports de chaleur est effectuée. Basé sur un RNA, il s'adapte automatiquement au bâtiment réglé lors de la mise en service. Il est mis à jour au cours du temps pour s'adapter aux modifications du comportement thermique du bâtiment, et aux changements de comportement des usagers.

Bloc utilisateurs

Les utilisateurs peuvent agir directement sur la régulation en modifiant la consigne de température intérieure de confort. L'efficacité de cette action au niveau du confort thermique des occupants dépend de la faculté de la régulation à suivre la consigne sur tout l'horaire d'occupation. Au chapitre 5.4 et chapitre 6.1.5, on montre que la régulation biomimétique est particulièrement efficace à cet égard. Ceci est obtenu par une anticipation précise de l'évolution du comporte-

ment thermique du bâtiment. Le potentiel d'économie d'énergie d'une consigne suivie et correspondante aux vœux des utilisateurs peut être estimée de manière approchée au moyen du tableau 4 - 17. On constate que l'économie potentielle n'est pas négligeable; d'autant plus qu'en pratique ces consignes sont souvent mal ajustées, soit parce que l'interface avec l'utilisateur est trop complexe [Bel 96], soit parce que les principes de réglage utilisés ne permettent pas de suivre la consigne (pas d'anticipation des gains gratuits).

Décalage par rapport à une consigne optimale	Economie potentielle relative
1 [°C]	6 %
2 [°C]	12 %
3 [°C]	19 %

Tableau 4 - 17: Consommation supplémentaire d'énergie pour des consignes de chauffage trop élevées (Hyp: Température extérieure moyenne sur la saison de chauffage de 4 °C, température intérieure de référence de 20 °C, pas de gains gratuits).

Les occupants peuvent également fixer l'horaire d'occupation des locaux durant lequel, le confort thermique sera optimisé. Il s'agit de l'horaire d'occupation réel demandé, la régulation se chargeant de toute anticipation nécessaire. Au chapitre 5.4.3, les performances de la régulation biomimétique soumise à différents horaires d'occupations ont été évaluées.

Durant les expériences réalisées (voir chapitre 6.1.5 et 6.3) la consigne de température de confort a été fixée à 20 °C pour pouvoir comparer sur une base identique les régulations biomimétiques et la régulation de référence. Il en est de même pour l'horaire d'occupation fixé à l'intervalle 8h à 18h, week-end non compris.

L'interaction entre l'utilisateur et la régulation de chauffage a été approfondie de manière à simplifier encore les actions de l'utilisateur (réduites à une insatisfaction exprimée sous la forme "trop chaud" et "trop froid") au moyen d'une procédure automatique d'adaptation de la consigne et de l'horaire d'occupation au moyen d'une sonde de présence. L'évaluation de tels algorithmes doit être effectué sur un échantillon important de population en utilisant une interface développée en collaboration avec des ergonomes afin d'évaluer si cette approche coïncide avec la demande effective des usagers [Bel 96]. Un tel test n'a pu être effectué dans le cadre de ce travail. Le lecteur trouvera toutefois quelques détails de ces développements dans le chapitre "Perspectives futures" en page 173.

4.3.2 Algorithme d'optimisation

Fonction de coût

Le but de l'algorithme est d'optimiser le confort thermique et la consommation d'énergie sur un horizon de temps. La fonction coût choisie dépend donc de ces deux aspects. Plusieurs auteurs ont déjà appliqué la théorie de la commande optimale au chauffage des bâtiments (voir: [GER 84], [Ros 86], [Par 87], [Nyg 90], [Vis 93] et [Lut 95]). Rey [Rey 85] a également étudié l'expression mathématique de la fonction de coût. Il obtient la fonction de coût suivante, qui a l'avantage de pénaliser fortement les situations inconfortables:

$$J(u, T) = C_u u + C_p \cdot [\exp(\text{PMV}^2) - 1] \quad (\text{éq. 4 - 16})$$

où:

u [W]: Commande de chauffage

PMV[-], Vote prévisible moyen selon l'échelle de Fanger, $-3 \leq PMV \leq 3$,

Un PMV de 0 correspond à une situation de confort optimal, un PMV négatif à un inconfort lié à une sensation de froid et un PMV positif à un inconfort lié à une sensation de chaud.

Le PMV a été calculé sur la base du modèle de Fanger [Fan 81]. Les variables considérées sont la température radiante (considérée dans la régulation comme étant égale à la température d'air de la pièce) et la température d'air de la pièce. Les autres paramètres du modèle sont constants, ils sont donnés dans le tableau 4 - 18. Une distinction a été effectuée entre la période d'hiver et celle d'été, concernant l'habillement des personnes. Toutefois, dans le cadre du chauffage des locaux, seule la saison d'hiver a été considérée (ce qui n'est pas le cas de la gestion des stores (voir chapitre 4.4)).

Paramètre de confort thermique	Saison d'été	Saison d'hiver
Activité métabolique [W/m ²], donnée par unité de surface du corps	75 (travail de bureau)	75 (travail de bureau)
Habillement [clo]	0.5	1.1
Vitesse de l'air [m/s]	0.1	0.1
Humidité relative [-]	50%	50%
Température opérative optimale correspondante à ces paramètres [°C]	24	20

Tableau 4 - 18: Paramètres du modèle de Fanger pour évaluer le confort thermique

On distingue ainsi deux termes dans la fonction de coût, le premier lié au coût de l'énergie consommée, le second lié à l'inconfort des occupants. Les coefficients C_u et C_p pondèrent l'importance de l'un par rapport à l'autre. Nygard [Nyg 90] propose la règle de pondération suivante permettant de calculer les valeurs de C_u et C_p :

“Une augmentation de 0.2 sur le PMV équivaut au coût d'une puissance maximale de chauffage”.

Cette proposition lie effectivement coût lié à l'inconfort et coût d'une commande de chauffage, cependant elle compare deux grandeurs aux unités différentes et sur un intervalle de temps non défini. L'effet d'une commande maximale sur l'évolution thermique du bâtiment (donc également sur le PMV) dépend pourtant de l'intervalle de temps considéré et également de l'inertie de la distribution de chaleur. En conséquence, la règle énoncée ci-dessus amène des incohérences selon l'intervalle entre deux commandes choisies. Par exemple, si l'intervalle est très court (quelques minutes), les fluctuations sur le PMV seront toujours faibles et le coût de l'inconfort, relativement à celui de l'énergie, également; les commandes importantes seront ainsi privilégiées. On propose donc de modifier la règle de la façon suivante:

“Le coût de l'énergie nécessaire pour “rattraper” un écart de 0.2 sur le PMV est équivalent au coût de l'inconfort créé par ce même écart”.

On introduit temporairement la fonction de coût suivante faisant intervenir l'énergie fournie au bâtiment:

$$J = C_1 E + C_2 \cdot [\exp(PMV^2) - 1] \quad (\text{éq. 4 - 17})$$

où $E [J]$ est l'énergie fournie au local (sur un intervalle de temps non spécifié pour l'instant). La règle énoncée ci-dessus devient équivalente à:

$$C_1 \Delta E = C_2 \cdot [\exp(\Delta PMV^2) - 1] \quad (\text{éq. 4 - 18})$$

où ΔE [J] est l'énergie fournie au local pour "rattraper" un écart ΔPMV (voir figure 4 - 11). On peut estimer ΔE sur la base d'un modèle élémentaire du bâtiment, en attribuant une capacité effective C_{dyn} au local chauffé, on obtient:

$$\Delta E = C_{dyn} \cdot \Delta T = C_{dyn} \cdot \frac{\Delta PMV}{k_1} \quad (\text{éq. 4 - 19})$$

où ΔT est l'écart de température du local correspondant à ΔPMV , dans l'hypothèse d'un PMV linéarisé, avec une constante de linéarisation k_1 (voir annexe 3). En remplaçant l'expression ci-dessus dans l'éq. 4 - 18, on obtient:

$$\frac{C_1}{C_2} = \frac{k_1 \cdot [\exp(\Delta PMV^2) - 1]}{C_{dyn} \cdot \Delta PMV} \quad (\text{éq. 4 - 20})$$

En fixant arbitrairement $C_2 = 1$ (pendant l'occupation) et en conservant la forme de la fonction de coût de Rey, on obtient:

$$C_p = C_2 = 1 \quad (\text{éq. 4 - 21})$$

$$C_u = C_1 \cdot \Delta t = \frac{\Delta t \cdot k_1 \cdot [\exp(\Delta PMV^2) - 1]}{C_{dyn} \cdot \Delta PMV}$$

avec Δt , l'intervalle de temps sur lequel la puissance calculée est appliquée. On peut faire les remarques suivantes à propos de cette méthode:

- ΔE peut également être estimé expérimentalement à l'aide du modèle du bâtiment identifié, selon la figure 4 - 11.
- La méthode conserve un coût lié à un écart de PMV indépendant du type de bâtiment (lourd ou léger) ou du système de chauffage.
- Contrairement à la règle de Nygard, C_u est calculé de manière différente pour chaque bâtiment, ceci pour que le coût ($C_1 \Delta E$), correspondant à un écart ΔPMV soit, lui, constant, quel que soit le bâtiment. Par contre l'énergie (ΔE) nécessaire pour combler cet écart sera différente d'un cas à l'autre.
- Le coefficient C_p est fixé à 1 pendant l'occupation. En dehors de toute occupation de la zone de chauffage, la valeur 0 lui est attribuée, puisqu'il n'y a aucun coût à associer au confort thermique des occupants absents. Cette procédure permet d'optimiser les apports de chaleur selon l'occupation effective des locaux.

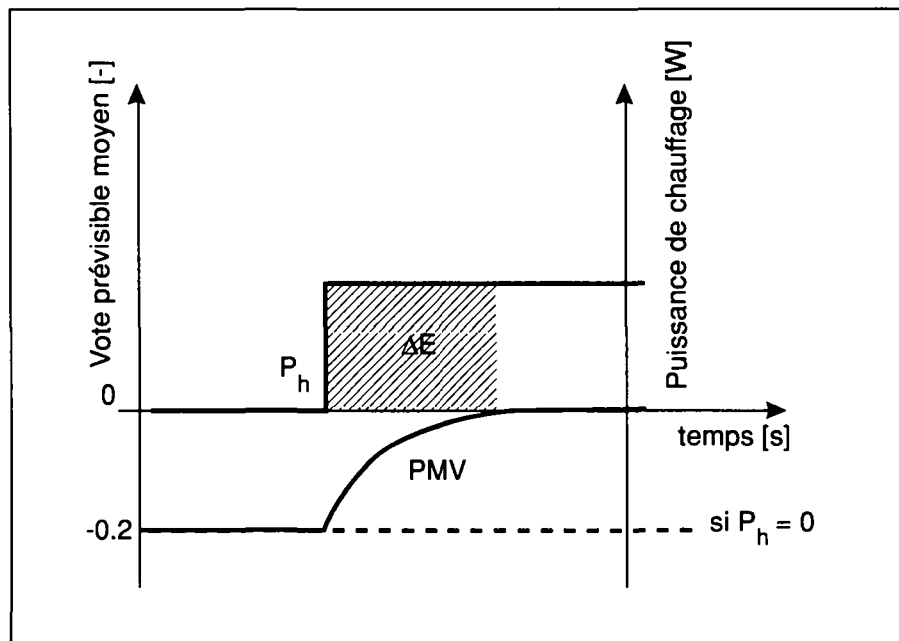


Figure 4 - 11: L'énergie ΔE permet de "rattraper" un écart sur le PMV

Contrôle optimal

Les modèles neuronaux de prédiction (température extérieure, rayonnement solaire et comportement thermique du bâtiment) ont été décrits dans les chapitres précédents. Il s'agit maintenant d'utiliser ces modèles afin d'optimiser les apports de chaleur au bâtiment. A chaque pas de temps horaire, les informations suivantes sont par ailleurs disponibles:

1. L'état du bâtiment, défini selon le modèle neuronal du chapitre 4.2 par sa température d'air actuelle et sa température d'air au pas de temps précédent: $\vec{T}_k = [T_i(k), T_i(k-1)]$
2. Le profil de prédiction du rayonnement solaire horizontal sur les 6 heures suivantes, transposé dans les plans d'incidence vertical sud: $[G_v(k+1), \dots, G_v(k+6)]$
3. Le profil de prédiction de la température extérieure moyenne sur les 24h précédentes: $[\bar{T}_e(k+1), \dots, \bar{T}_e(k+6)]$

A chaque nouveau pas de temps k , la commande optimale u_k^* , est celle qui minimise le coût sur l'horizon d'optimisation soit:

$$u_k^* \text{ tq } H = \min \left\{ \sum_{m=k}^{\text{horizon}} J(u_m, T_{m+1}) \right\} \quad (\text{éq. 4 - 22})$$

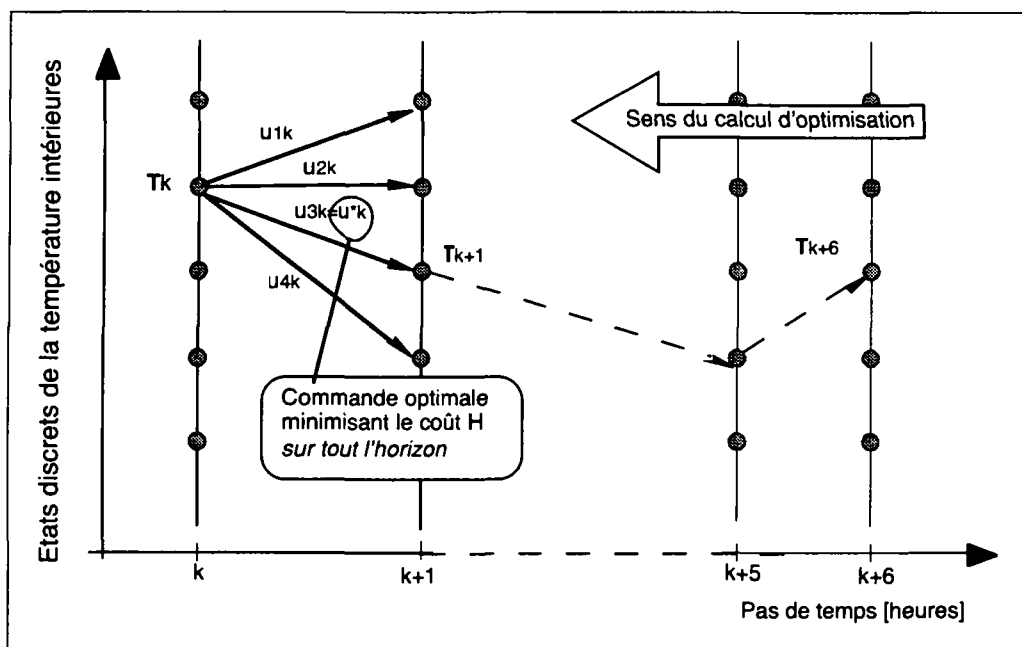


Figure 4 - 12: Calcul de la commande optimale en minimisant le coût sur l'horizon

L'algorithme utilisé pour effectuer le calcul de u_k^* est celui de la programmation dynamique. Pour une description de cet algorithme, le lecteur se référera à [Ber 76] ou à [Bau 94] pour un exemple illustré. Les particularités de cette méthode sont les suivantes:

1. Minimum global

La programmation dynamique permet de déterminer le minimum *global* de la fonction de coût. Ainsi, si les modèles de prédiction sont absolument exacts, la méthode proposée permet d'optimiser effectivement les apports de chaleur et le confort thermique sur *tout* l'horizon de temps.

2. Horizon d'optimisation.

L'horizon d'optimisation choisi est de 6 heures. Dans l'idéal, plus l'horizon est étendu, meilleure est l'optimisation des apports de chaleur. En pratique toutefois, on peut estimer que l'effet d'une commande de chauffage actuelle n'a de l'effet sur le bâtiment que sur une durée équivalente à une constante de temps "moyenne" du local, correspondant aux éléments peu massifs (mobilier) et aux premières couches des éléments massifs. Une seconde limite provient de la qualité de la prédiction des modèles qui se détériore rapidement après quelques heures de prédiction, en particulier pour le rayonnement solaire. Le temps de calcul nécessaire à l'optimisation, proportionnel à l'horizon, joue également un rôle. La valeur de 6 heures choisie est un compromis entre ces différentes contraintes.

3. Horizon fuyant

L'horizon de 6 heures est fuyant. Le calcul optimal est répété toutes les 15 minutes afin de tenir compte de possibles variations brutales des perturbations (rayonnement solaire, ouvertures de fenêtres, gestion des stores).

4. Programmation dynamique

Le choix de la programmation dynamique est motivé par la non-linéarité des modèles utilisés, qui limite les possibilités de résolution analytique du problème (voir par exemple [Ast 90]). La programmation dynamique nécessite de quantifier les variables d'état ainsi que la commande de chauffage. Le tableau suivant donne les valeurs de ces états discrets:

	Tair [°C]	Tair précédente [°C]	Apport chaudière [W]
Nombre d'états discrets	141	61	5
Intervalle couvert par un état discret	0.035	0.035	Pmax/4
Domaine couvert par l'ensemble des états	-2.45 < Tair < 2.45	-1.05 < Tair < 1.05	0 et Pmax

Tableau 4 - 19: Description de la quantification des variables

On constate que la quantification est très fine, puisqu'elle permet de distinguer une variation de 3.5 centièmes de degré de la température intérieure en 1 heure. Cette quantification fine est indispensable au bon fonctionnement de la régulation [Nyg 90], mais coûteuse en temps de calcul.

4.4 Gestion des stores par la logique floue

Les stores jouent un rôle essentiel dans la gestion des gains solaires, puisqu'ils permettent de transmettre le rayonnement solaire, ou au contraire de le rejeter. Une gestion optimale des apports de chaleur, englobant le contrôle du store, a été proposée dans [Deh 89]. Elle permet d'optimiser sur un horizon de temps les gains solaires en plus des apports de chauffage et de refroidissement. Toutefois, la fonction première des stores dans les bâtiments et les bureaux en particulier, est d'améliorer le confort visuel en évitant les éblouissements. Selon la tâche à accomplir, les conditions optimales d'éclairage peuvent d'ailleurs changer.

L'algorithme proposé ici permet de calculer la position d'ouverture d'un store en toile, en tenant compte à la fois d'une optimisation des apports de chaleur solaire, du confort visuel et des vœux particuliers des utilisateurs. Afin de maîtriser ces objectifs parfois contradictoires, un algorithme basé sur la logique floue a été développé. Il permet, au moyen de règles simples, d'imiter le comportement d'un opérateur spécialisé actionnant les stores. L'algorithme est basé sur trois modules distincts:

1) Optimisation des gains solaires

Ce module est basé sur le contrôle du bilan thermique du système composé de la fenêtre et du store.

2) Optimisation du confort visuel

Ce module est basé sur les recommandations de la Commission Internationale de l'Eclairage et des indices d'éblouissement existants [Ecl 83].

3) Satisfaction des vœux des utilisateurs

Ceux-ci peuvent choisir à chaque instant la position du store désirée. Il est également possible de choisir une ambiance de travail (sombre, claire,...)

4.4.1 Optimisation des gains solaires

Considérons un local muni d'une fenêtre et d'un store droit mobile. A l'état stationnaire, le bilan de puissance thermique apportée au local par unité de surface de vitrage peut s'écrire:

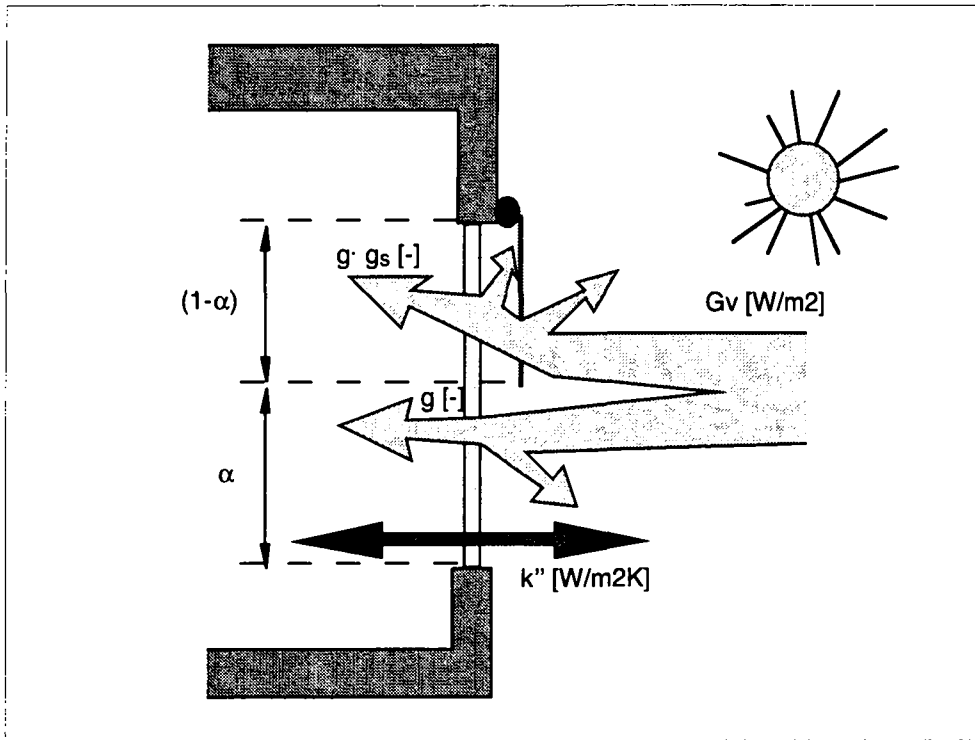


Figure 4 - 13: Bilan thermique stationnaire d'un vitrage muni d'un store

$$P_s = G_v \cdot g \cdot \alpha + G_v \cdot g \cdot g_s \cdot (1 - \alpha) - k'' \cdot (T_i - T_e) \quad (\text{éq. 4 - 23})$$

$$k'' = k \cdot \alpha + (1 - \alpha) \cdot k'$$

$$k' = \frac{k}{1 + R \cdot k}$$

Le premier terme représente les gains solaires à travers la partie du vitrage non recouverte par le store, le second à travers la partie du vitrage recouverte par le store.

Avec:

α [-]	la variable de position du store, $0 < \alpha < 1$ ($\alpha = 1$ signifie store ouvert)
k [W/m^2K]	le coefficient de transmission thermique
G_v [W/m^2]	l'éclairement énergétique solaire global, mesuré dans le plan du vitrage
g [-]	le coefficient de transmission énergétique de la fenêtre
g_s [-]	le coefficient de transmission énergétique du store
R [m^2K/W]	la résistance thermique surfacique additionnelle due à la présence du store

L'équation ci-dessus signifie que si $P_s > 0$, les gains solaires contribuent au chauffage du local et si $P_s < 0$, les pertes thermiques à travers le vitrage contribuent au refroidissement du local. La

figure ci-dessous montre la dépendance du bilan thermique envers le rayonnement solaire et la température extérieure.

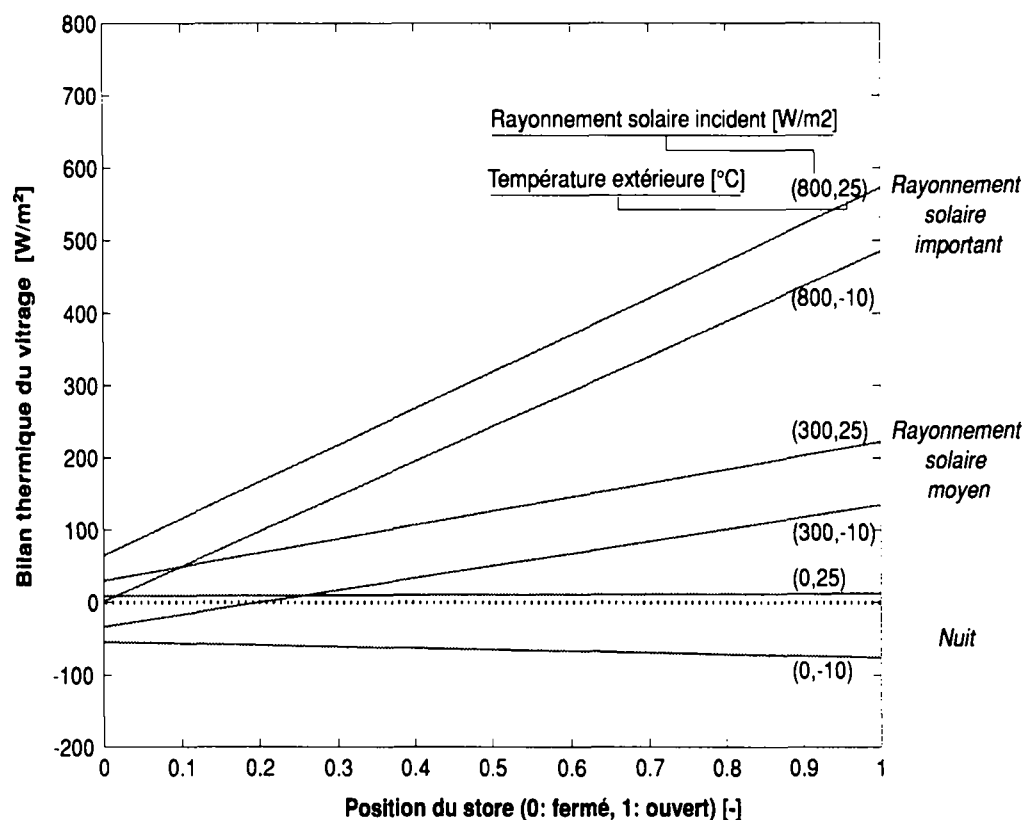


Figure 4 - 14: Bilan thermique d'un vitrage en fonction de la position du store, pour différentes valeurs du rayonnement solaire et de la température extérieure. Paramètres constants: ($g=0.7, k=2.5 \text{ W/m}^2\text{K}, T_i=20^\circ\text{C}, R=0.15 \text{ m}^2 \text{ K/W}, g_s=0.1$).

Sur la figure ci-dessus, les caractéristiques de la façade "EPFL-première étape" [GRE 85a] ont été choisies comme exemple, elles correspondent à des vitrages de qualité moyenne ($k=2.5 \text{ W/m}^2\text{K}$), ayant de bonnes transmissions énergétiques ($g=0.7$), un store en tissu peu isolant ($R=0.15 \text{ m}^2\text{K/W}$) et peu opaque ($g_s=0.1$).

On constate qu'un faible ensoleillement ($G_v < 300 \text{ W/m}^2$) permet déjà un bilan thermique positif de la fenêtre lorsque le store est légèrement entrouvert ($\alpha > 30\%$). Toutefois, on peut facilement obtenir un bilan négatif (refroidissement du local), pour un rayonnement solaire vertical modéré et un store fermé, ou bien de nuit ($G_v=0$) lorsque le store est ouvert. La position du store a donc un effet important sur le bilan thermique de la fenêtre. Un contrôle approprié du store sera déterminant en vue d'une gestion efficace des apports thermiques du local.

L'effet d'isolation du store dépend de la résistance thermique additionnelle de celui-ci. La figure suivante donne le coefficient k' (valeur k du système fenêtre + store fermés) pour différents vitrages. Les valeurs des résistances thermiques surfaciques des stores (R) correspondent à différentes qualités de stores [CST 82]: isolants ($R=0.30 \text{ [m}^2\text{K/W]}$), ou peu isolants ($R=0.15 \text{ [m}^2\text{K/W]}$).

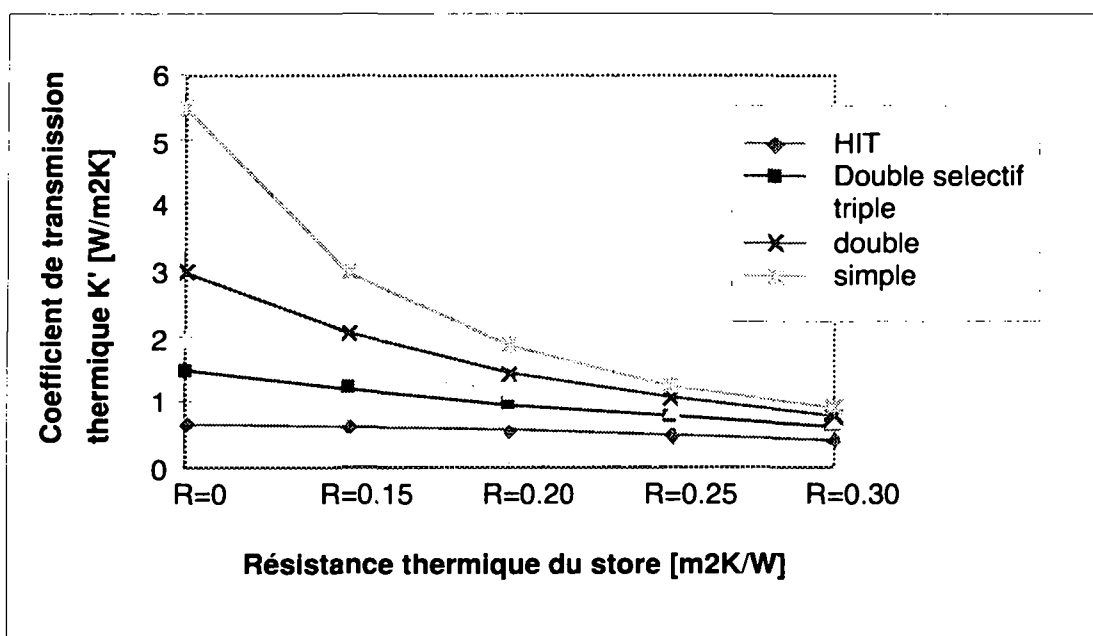


Figure 4 - 15: Coefficient de transmission thermique (k') de différent vitrages munis d'un store

Ainsi, l'utilisation d'un store d'isolation moyenne ($R=0.20$ [m^2K/W]), permet de faire passer la valeur k d'une fenêtre à double vitrage de 3 à 1.5 [W/m^2K]. L'effet d'isolation obtenu en fermant les stores de nuit est donc loin d'être négligeable puisque l'on trouve dans ce cas des performances comparables à celles d'un double vitrage sélectif, et cela durant une période (la nuit) où la différence de température intérieure/extérieure est particulièrement importante.

Remarquons que les valeurs de R ci-dessus sont valables pour un store fermé. Dans l'éq. 4 - 23, on a considéré que cette valeur reste constante sur la surface de la fenêtre où le store est fermé. En réalité, la convection naturelle augmente au travers de l'ouverture au bas du store, ce qui diminue l'effet d'isolation du store (en fait, même sur la partie fermée, le store n'est jamais parfaitement étanche).

Optimisation thermique par un contrôleur de store flou

Nous allons considérer le bilan thermique du vitrage, comme le signal de commande (Ps^*) d'un contrôleur par logique floue (figure 4 - 16 b). La position du store qui résulte, selon l'équation du bilan thermique, de la valeur réelle Ps la plus proche de Ps^* est alors choisie comme commande effective (selon les valeurs du rayonnement solaire, et des températures intérieures et extérieures, seule une plage limitée de valeurs de Ps est physiquement possible). Cette méthode permet de réduire de manière drastique le nombre de variables et de règles floues d'un contrôleur où toutes les entrées sont considérées comme des variables floues (figure 4 - 16 a).

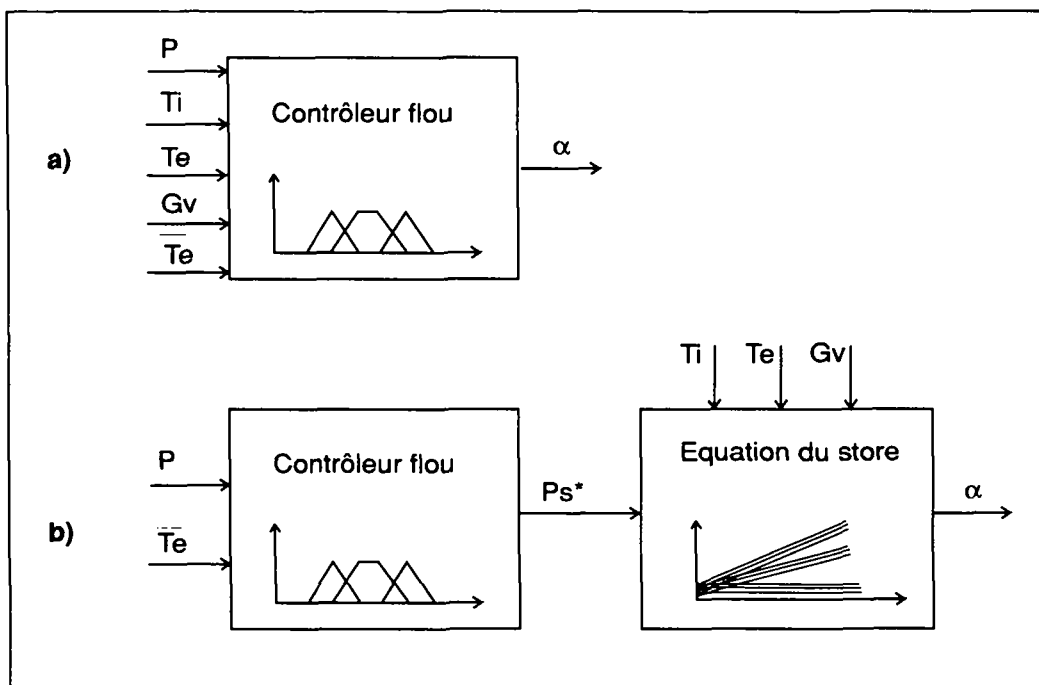


Figure 4 - 16: Structures possibles pour un contrôleur de store par logique floue (aspect énergétique). Cas a): variante entièrement floue, Cas b): variante retenue, l'équation du bilan thermique est découplée du contrôleur flou, afin de simplifier celui-ci et de le rendre indépendant des caractéristiques de la fenêtre et du store.

Pour calculer le bilan de puissance idéal, l'algorithme repose sur deux principes simples:

1) Assister le système de chauffage/ventilation/conditionnement (CVC).

Le store doit, dans la mesure du possible, contribuer au chauffage du bâtiment simultanément avec le système de chauffage. De même, il doit contribuer au rafraîchissement, ou au moins limiter l'échauffement, de manière synchronisée avec le système de rafraîchissement. Cette approche permet une parfaite intégration avec les systèmes (CVC) puisque les deux contrôleurs agissent de manière cohérente.

2) Optimiser à long terme les apports de chaleur.

Une optimisation des apports de chaleur sur la journée est obtenue en faisant intervenir une variation saisonnière du comportement du contrôleur (été, mi-saison, hiver).

Ces deux principes ont l'avantage de ne pas faire intervenir des consignes de température intérieure. On évite ainsi des commandes opposées au système CVC causées par des consignes différentes (ou des senseurs différents). De même, l'algorithme de contrôle des stores ne laisse pas pénétrer des gains solaires importants lorsque le système de rafraîchissement est en fonction. L'algorithme est ainsi "portable", il s'ajuste intrinsèquement à n'importe quel système CVC et l'assiste dans sa tâche, même si l'efficacité de celui-ci n'est pas optimale.

Le modèle du store et de la fenêtre est basé sur des coefficients accessibles au praticien et donc adaptables facilement à d'autres types de stores et de vitrages, pour autant qu'il s'agisse de stores droits (pour les stores vénitiens, une adaptation du modèle est nécessaire).

Cette approche a encore l'avantage d'éviter toute modélisation complexe du bâtiment et du système de chauffage. Comme on va le voir, quelques simples règles d'expertise exprimées sous forme floue permettent de poser les principes de contrôle.

Définition des variables floues

La saison est définie sur la base de la valeur moyenne (journalière) de la température extérieure. Trois saisons sont définies (hiver, mi-saison, été).

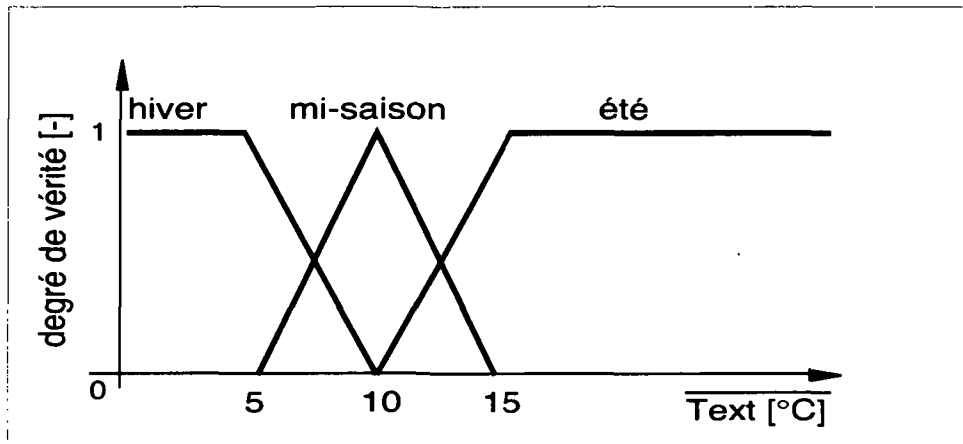


Figure 4 - 17: Définition de la saison comme variable floue

La logique floue permet de passer progressivement d'une saison à l'autre lorsque la température extérieure moyenne est modifiée. La "saison" est définie du point de vue du chauffagiste. Ainsi, le centre de la mi-saison est choisi de manière à correspondre approximativement à la température de non-chauffage du bâtiment considéré.

La puissance de chauffage est également définie sous forme de variable floue (de valeur négative, nulle, ou positive: voir figure 4 - 18). Des fonctions d'appartenance non symétriques [Wur 94] ont été choisies, afin de rendre le système plus sensible aux valeurs négatives (refroidissement) que positives (chauffage), bien que l'effet soit négligeable comme on le verra au chapitre 5. De même, les valeurs limites (-200 W, 0 W, 500 W) n'ont pas besoin d'être très précises mais doivent être adaptées au bâtiment considéré. Dans le cas ci-dessus (local de bureau), la puissance maximale de chauffage est de 1000 W et la valeur minimale de -800 W.

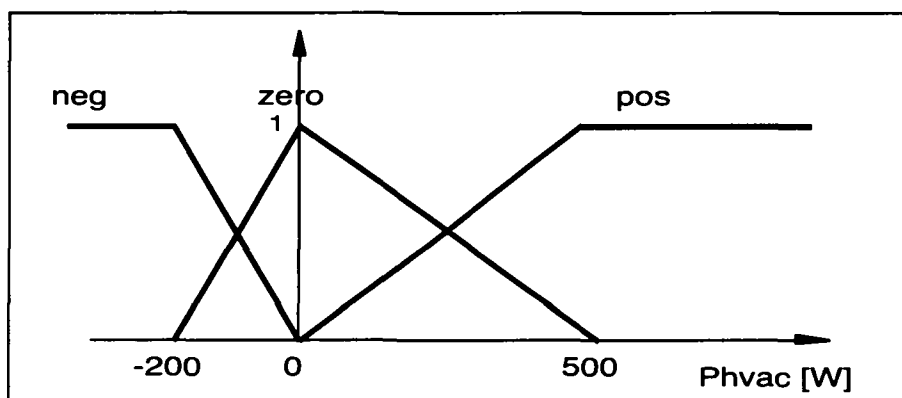


Figure 4 - 18: Définition de la variable floue "puissance de chauffage"

Le bilan de puissance désiré (P_s) est également défini ci-dessous de manière floue, il constitue le signal de commande du contrôleur flou. Les valeurs choisies sont discrètes ('singletons') afin de permettre un temps de calcul plus rapide [Büh 94]. Ce choix est justifié par le fait que la surface de réponse du système n'est pas modifiée significativement en prenant des fonctions d'appartenance non discrètes. Dans la figure 4 - 19, les valeurs floues sont écrites de manière

symbolique: négatif (neg), positif (pos), très positif (pos+), légèrement positif (pos-). On remarque également que les valeurs limites choisies étant données par unité de surface de fenêtre, une adaptation à un bâtiment particulier n'est pas nécessaire.

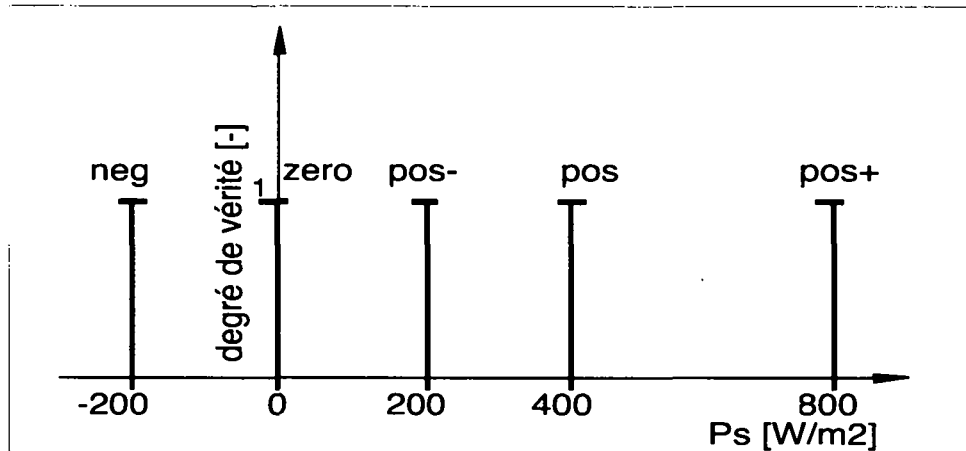
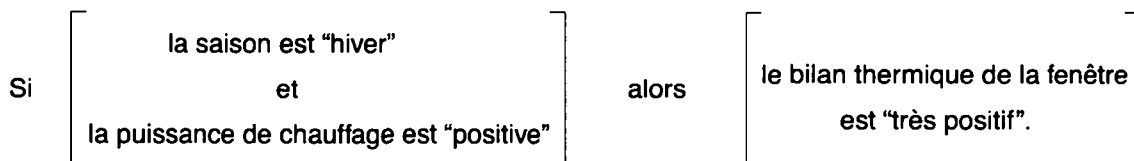


Figure 4 - 19: Définition de la variable floue "bilan thermique du vitrage". Les valeurs floues sont écrites ici de manière synthétique: négatif (neg), positif (pos), très positif (pos+), légèrement positif (pos-).

Base de règle

La base de règle du système expert flou est donnée à la figure suivante. Elle exprime, à partir de deux variables floues (la saison et la puissance de chauffage) quel devrait être idéalement le bilan thermique de la fenêtre. A titre d'exemple, la base contient la règle suivante:



Cette base de règle est la traduction en langage flou des deux principes de l'algorithme (assistance du système CVC et optimisation des apports thermiques selon la saison). Remarquons qu'elle contient des règles d'expertises indépendantes du bâtiment considéré. De plus, le nombre de règles est limité à 9. Si l'on avait choisi la position du store directement comme variable de sortie du système flou au lieu du bilan thermique de la fenêtre, la base de règle aurait dépendu d'autres entrées telles que les caractéristiques du store et du vitrage. La base de règle perd son aspect général et devient alors plus complexe à définir [Bau 96].

		Puissance de chauffage		
Ps		neg	zero	pos
saison	hiver	neg (*)	pos	pos ⁺
	mi-saison	neg	pos ⁻	pos
	été	neg	zero ou neg	pos ⁻ (*)

Figure 4 - 20: Base de règles du système expert "énergétique" flou, les règles avec un (*) ne doivent en principe pas être activées si le système CVC et le bâtiment sont performants (exemple: il faudrait éviter de chauffer en été!).

Surface de réponse

Le signal de commande d'un contrôleur flou n'est rien d'autre qu'une fonction non linéaire à plusieurs variables. La figure suivante donne la surface de réponse, c'est-à-dire l'allure de cette fonction Ps. Elle est obtenue en appliquant la méthode du Min-Max pour la défuzzification du système expert flou [Büh 94].

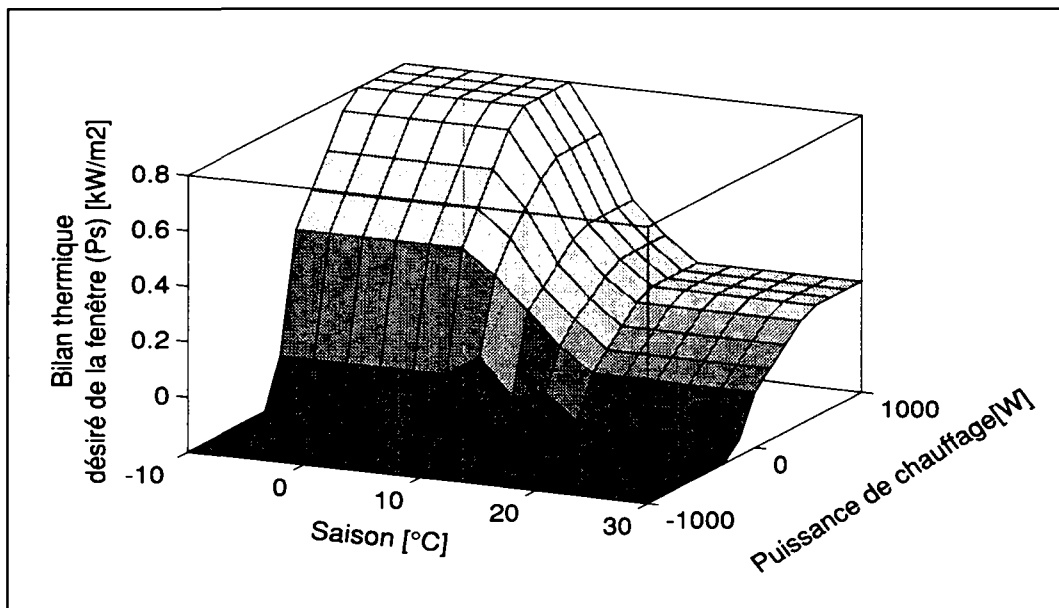


Figure 4 - 21: Surface de réponse du contrôleur flou

Choix d'une position du store

La position choisie par le système de contrôle est obtenue en inversant l'éq. 4 - 23:

$$\alpha = \frac{Ps - G_v \cdot g \cdot g_s + k' \cdot (T_i - T_e)}{G_v g (1 - g_s) - (k - k') \cdot (T_i - T_e)} \quad (\text{éq. 4 - 24})$$

$$\begin{aligned} \alpha < 0 &\Rightarrow \alpha = 0 \\ \alpha > 1 &\Rightarrow \alpha = 1 \end{aligned} \quad (\text{limites physiques}) \quad (\text{éq. 4 - 25})$$

Les positions du store sont limitées physiquement à $0 \leq \alpha \leq 1$; cela implique que la valeur désirée de Ps ne peut pas toujours être atteinte. Par exemple, en été, si Ps désiré est négatif, l'équation ci-dessus donne $\alpha < 0$. Dans ce cas, la position du store choisie est celle qui permet d'approcher au mieux le bilan de fenêtre désiré (ici $\alpha=0$, i.e. store fermé).

Importance du contrôle

La position choisie a-t-elle un impact important sur le bilan thermique, c'est-à-dire, peut-on déplacer le store sans effet significatif sur le bilan thermique de la fenêtre? Pour tenir compte de cet aspect, on adjoint un facteur de pondération à la position calculée. Celui-ci est choisi égal à la dérivée de Ps par rapport à la position du store (pente de la figure 4 - 14), qui permet d'exprimer le taux de variation de Ps avec α .

$$\frac{\partial Ps}{\partial \alpha} = G_v \cdot g \cdot (1 - g_s) - (k - k') \cdot (T_i - T_e) \quad (\text{éq. 4 - 26})$$

La logique floue est appliquée à nouveau, afin d'attribuer un facteur de poids aux valeurs possibles de $\partial Ps / \partial \alpha$.

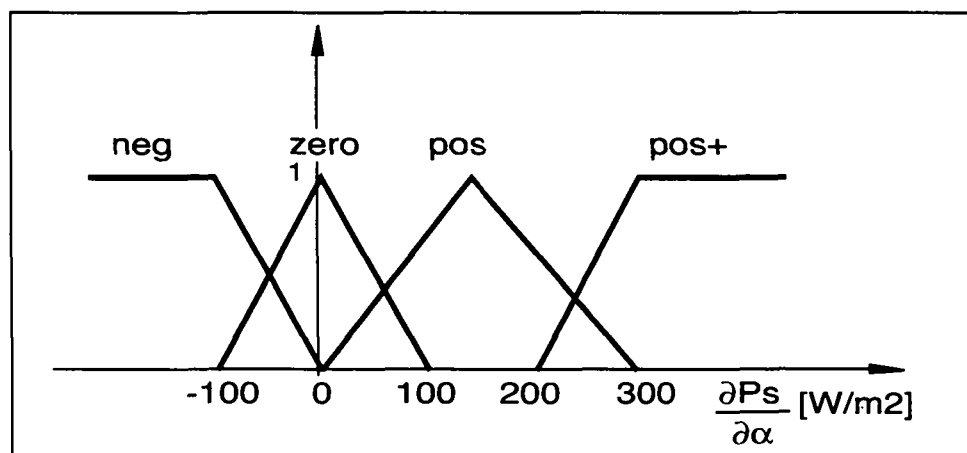


Figure 4 - 22: Définition de la variable floue "dérivée du bilan thermique du vitrage".

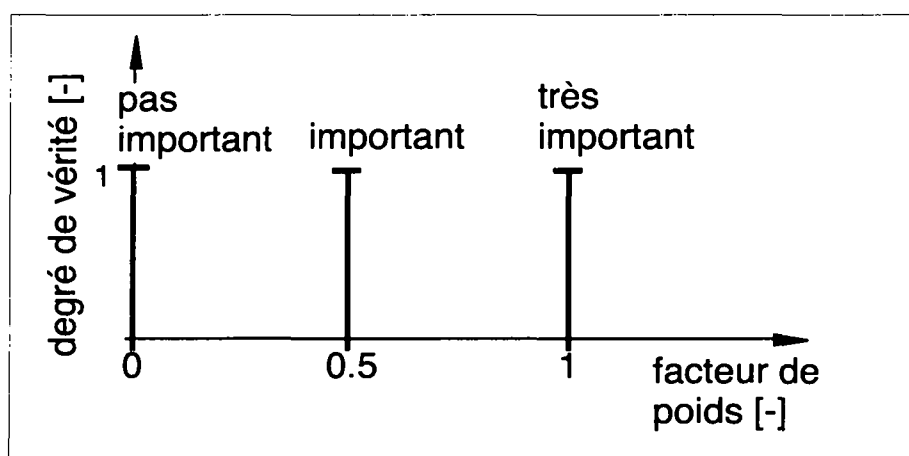


Figure 4 - 23: Définition de la variable floue "facteur de pondération"

La base de règle suivante permet d'appliquer un facteur de pondération à l'aspect énergétique de la gestion des stores. Lorsque le bilan de la fenêtre varie beaucoup avec la position du store, le réglage "énergétique" du store est considéré comme important.

$\frac{\partial P_s}{\partial \alpha}$	neg	zero	pos	pos+
pondération du contrôle 'énergétique'	important	pas important	important	tres important

Figure 4 - 24: Base de règles pour le facteur de pondération.

Cette pondération du contrôle énergétique n'a finalement pas été retenue dans l'algorithme final testé aux chapitre 5.3 et chapitre 6.2. En effet, il a été choisi d'utiliser systématiquement le "contrôle énergétique" en dehors de l'occupation des locaux et jamais pendant celle-ci (voir chapitre 4.4.4). Toutefois, dans un cadre plus général, par exemple pour l'emploi de stores vénitiens qui permettent des positions de store laissant passer les gains solaires sans éblouissement, une combinaison des contrôles énergétiques et visuels est possible. L'utilisation de facteurs de pondération devient alors nécessaire.

4.4.2 Optimisation des conditions de confort visuel

Ce chapitre traite des différents aspects qui doivent être pris en compte afin de satisfaire aux conditions de confort visuel. Celles-ci sont tirées des recommandations de la Commission Internationale de l'Éclairage [Ecl 83] et d'experts en éclairage des bureaux [Pau 95]. Un algorithme de contrôle visant à optimiser les aspects visuels est ensuite proposé.

Hypothèses retenues pour un confort visuel optimal

Voici les cinq points retenus par ordre d'importance, pour satisfaire aux conditions de confort visuel optimal.

1. Eviter les éblouissements

Tous les indices d'éblouissement [Ecl 83] font intervenir les contrastes de luminance dans le champ visuel. Afin d'éviter de trop grands contrastes, l'ensoleillement direct dans une zone du champ visuel doit être évité.

2. En l'absence de risque d'éblouissement, maximiser l'éclairage naturel

Ceci permet des économies d'énergie par une réduction de l'utilisation de l'éclairage artificiel.

3. Priorité au confort visuel

Lorsque les occupants sont dans leur bureau, le confort visuel prime sur les économies d'énergie. Par contre, le confort visuel dans les locaux n'est pas nécessaire en dehors de l'occupation. Cette affirmation triviale permet à un système de contrôle automatique d'obtenir des économies d'énergie importantes en dehors des heures d'occupation.

4. Conserver toujours un minimum d'ouverture

Cela permet aux occupants de garder toujours un contact visuel avec l'extérieur. Cette recommandation provient de l'expérience d'un grand bâtiment équipé de stores automatiques. Elle a été confirmée expérimentalement sur le bâtiment LESO (chapitre 6.2).

5. Minimiser le nombre des mouvements du store

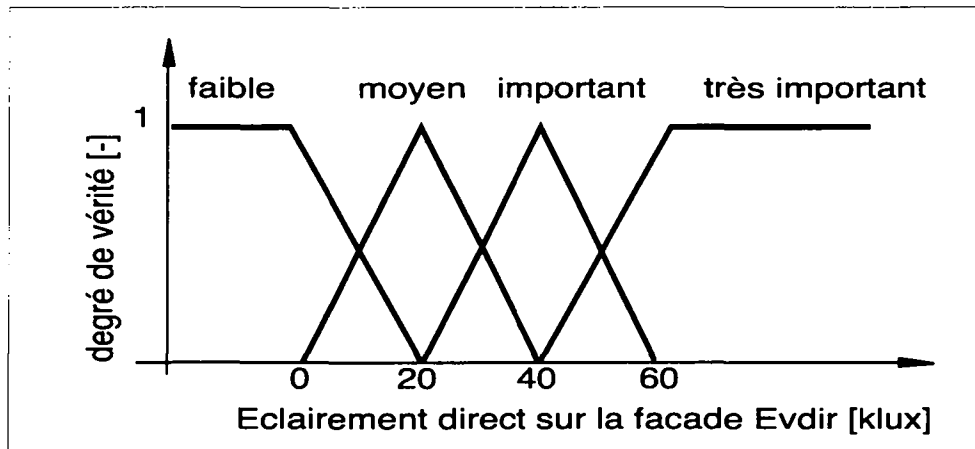
Le nombre de mouvements du store, non commandés directement par l'utilisateur, doit être aussi faible que possible car il distrait les occupants (un mouvement par heure au maximum durant l'occupation des locaux).

Algorithme de contrôle automatique

Une base de règles floues a été établie à partir de ces recommandations. Les règles définissent une position du store à partir de l'éclairement direct sur la façade et l'angle d'incidence du soleil. L'éclairement diffus est également pris en compte afin d'éviter tout éblouissement par ciel couvert très lumineux mais sans éclairement direct. La base de règle proposée permet de répondre, pour un local de bureau, aux deux premières conditions d'un confort visuel optimal (éblouissement et éclairage naturel). Une ambiance "claire" ou "sombre" pouvant facilement en être dérivée (par exemple, une ambiance sombre peut être obtenue en décalant toutes les positions du store de la base de règle vers des positions plus fermées).

Définition des variables floues

Une valeur de 40 klux pour l'éclairement extérieur horizontal est considérée comme un seuil pour un ciel clair [Pau 95]. Cette hypothèse, ainsi que les limites physiques (l'éclairement global hori-



zontal est inférieur à 120 klux), ont été utilisées afin de définir les fonctions d'appartenance pour l'éclairage direct dans le plan de la façade et l'éclairage diffus horizontal.

Figure 4 - 25: Définition de la variable floue "éclairage direct".

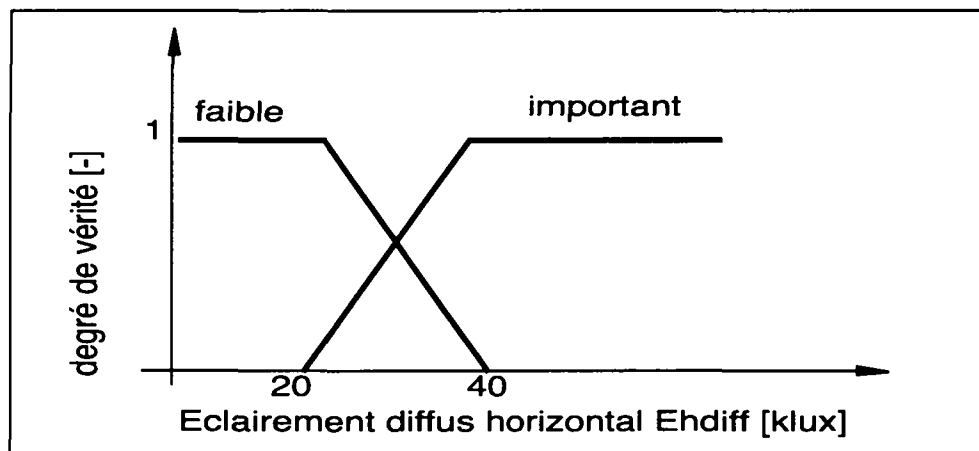
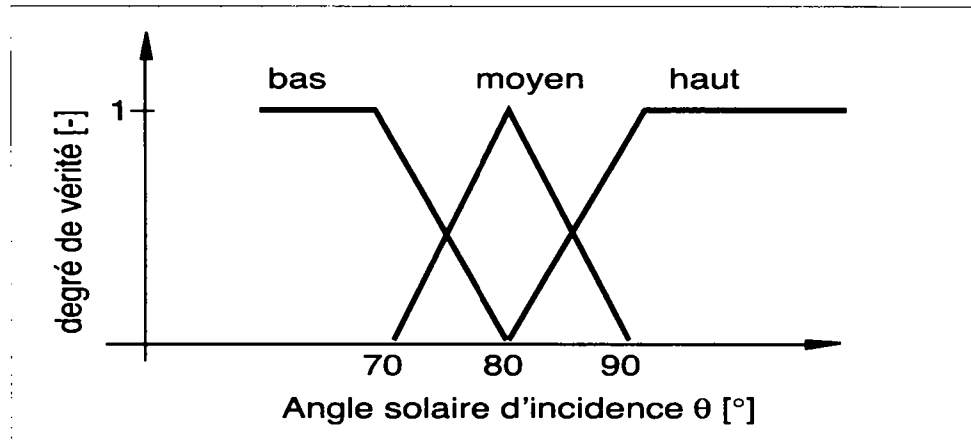


Figure 4 - 26: Définition de la variable floue "éclairage diffus"

L'angle d'incidence solaire est défini comme étant l'angle entre le rayonnement direct et la normale à la façade considérée. Les faibles angles d'incidence sont gênants, car un éblouissement direct de l'observateur est alors possible de même que la présence de taches lumineuses à grand contraste à l'intérieur des locaux.

Une définition floue de l'angle d'incidence a été choisie. Un angle correspondant à une pénétration solaire de plus d'un mètre sur une des parois de la pièce est considéré comme très gênant. Cela correspond pour la façade EPFL à un angle d'incidence inférieur à 70° auquel on attribue la valeur "basse".



Au contraire, un angle d'incidence de plus de 80° correspond à moins d'un demi-mètre de pénétration solaire, ce qui est considéré comme peu gênant; la valeur "moyen" y est attribué.

Figure 4 - 27: Définition de la variable floue "angle solaire d'incidence"

Base de règles

La base de règles a été définie afin de maximiser la lumière du jour, tout en supprimant les éblouissements. Elle tient compte de l'éclairement direct sur la façade et de l'angle d'incidence solaire. La base est ensuite dédoublée pour les éclairagements diffus importants nécessitant des stores presque toujours fermés. Les valeurs de la variable floue de sortie "position du store" sont données sous forme de 'singletons' : ouvert (100% d'ouverture), semi-ouvert (66% d'ouverture), semi-fermé (33% d'ouverture) et fermé (0% d'ouverture).

<i>Ehdiff = "faible"</i>					<i>Ehdiff = "important"</i>				
θ \ Evdir	θ				θ \ Evdir	θ			
	faible	moyen	impot- tant	très impo- rtant		faible	moyen	impot- tant	très impo- rtant
bas	ouvert	mi-fermé	fermé	fermé	bas	mi-fermé	mi-fermé	fermé	fermé
moyen	ouvert	mi-ouvert	mi-fermé	mi-fermé	moyen	mi-fermé	mi-fermé	mi-fermé	mi-fermé
haut	ouvert	ouvert	ouvert	ouvert	haut	mi-fermé	mi-fermé	mi-fermé	mi-fermé

Figure 4 - 28: Bases de règles pour le confort visuel (θ : angle d'incidence solaire sur la façade, Evdir: éclairage vertical direct, Ehdiff: éclairage diffus horizontal). Valeurs floues pour la position du store: ouvert (100% d'ouverture), semi-ouvert (66% d'ouverture), semi-fermé (33% d'ouverture) et fermé (0% d'ouverture).

Un facteur de pondération est attribué à la position du store calculée, celui-ci est simplement égal à 1 pendant l'occupation et 0 dans les autres cas. En effet, assurer un confort visuel satisfaisant n'est pas nécessaire en dehors de l'occupation (hypothèse 3). Pour un bureau équipé d'une

sonde de présence, ce facteur de pondération correspond directement à la sortie du capteur; un interrupteur est également envisageable. Sans capteur aucun, un horaire d'occupation fixe peut être appliqué.

4.4.3 Prise en compte des souhaits des utilisateurs

L'optimisation thermique minimise les besoins d'apports auxiliaires de chaleur et de froid tout en améliorant le confort thermique. Le contrôle "visuel" permet d'optimiser les conditions de confort visuel en maximisant la quantité de lumière du jour, mais en évitant les éblouissements. Toutefois, chaque utilisateur est différent et selon son activité du moment, il peut désirer une ambiance lumineuse particulière. Ainsi, les systèmes automatiques sont souvent considérés comme contraignants dans la mesure où ils n'offrent pas toujours l'ambiance désirée. Pour limiter cette contrainte, l'utilisateur peut agir ici directement sur le store de deux manières:

1. En choisissant directement une position du store

Un facteur de pondération décroissant exponentiellement, partant de la valeur 2 au moment du choix est donné à l'utilisateur. De cette manière, le facteur de pondération de l'utilisateur est supérieur à celui du confort visuel (valant 1 pendant l'occupation) et ceci durant un laps de temps d'environ 30 minutes (selon la constante de temps choisie).

2. En choisissant une ambiance visuelle

Il choisit entre les ambiances: sombre, claire, normale, store ouvert ou store fermé. Celles-ci correspondent à des bases de règles adaptées. Par exemple, une ambiance sombre est obtenue en décalant toutes les positions de la base de règle standard vers des positions plus fermées (ex: mi-fermé --> fermé).

4.4.4 Choix de la position finale du store

Ce choix est fait en comparant les poids respectifs des différents systèmes de contrôle et selon l'occupation des locaux. Il obéit aux règles suivantes:

- Si le local n'est pas occupé, la position choisie est celle de l'optimum énergétique.
- Si le local est occupé, la position du store est celle dont le facteur de pondération est le plus élevé (entre l'utilisateur et le confort visuel standard).

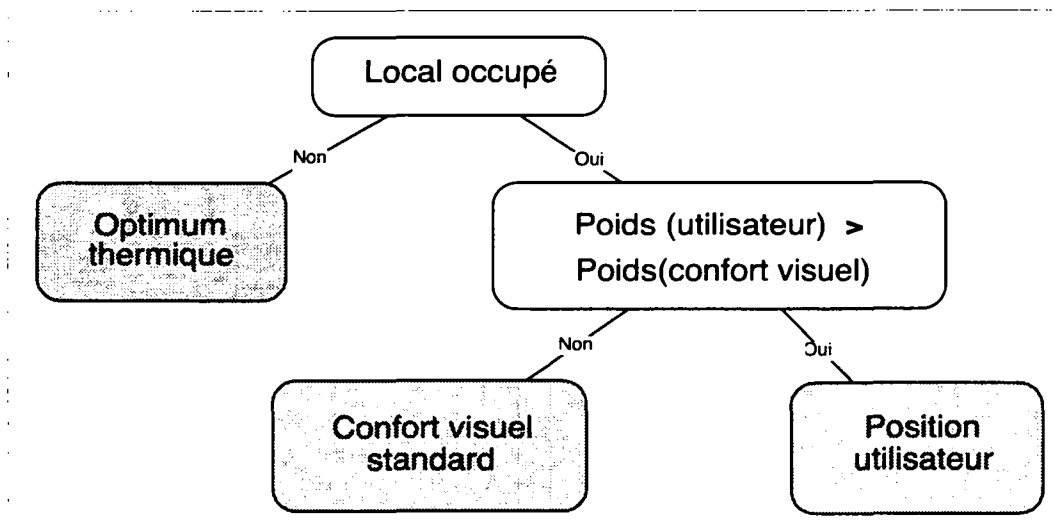


Figure 4 - 29: Choix final de la position du store.

De plus, quelques améliorations ont été apportées au fonctionnement du système, afin de satisfaire aux hypothèses 4 et 5 des conditions optimales de confort visuel:

- En mode automatique (la plupart du temps excepté lorsque l'utilisateur choisit lui-même une position du store), seules quatre positions du store sont possibles (0%, 33%, 66% et 100% d'ouverture), on ramène donc la position calculée à la valeur admissible la plus proche. Cette méthode permet de réduire de façon drastique le nombre de mouvements du store.
- En cas de passages nuageux, l'éclairement direct peut varier fortement, ce qui se traduit par des va-et-vient du store. Pour l'éviter, les stores ne sont rouverts que 15 minutes au minimum après un ordre de fermeture (en mode automatique).
- Pendant l'occupation et en mode automatique, une ouverture minimum de 10% est toujours conservée afin de permettre aux occupants un contact visuel avec l'extérieur.

4.5 Méthode d'évaluation des systèmes de gestions des apports de chaleur

4.5.1 Caractérisation de la consommation d'énergie

La caractérisation de la consommation des bâtiments au moyen de méthodes d'analyses simplifiées est effectuée sur les bâtiments depuis plusieurs années. Ces méthodes simples permettent de comparer la consommation d'énergie des bâtiments de manière précise. L'effet d'une amélioration thermique (enveloppe, chauffage) ainsi que des dysfonctionnements peuvent également être mis en évidence. Des méthodes éprouvées, mais limitées dans leur cadre d'application, calculent les pertes du bâtiment, ainsi que l'influence de la température extérieure et de l'ensoleillement sur la consommation d'énergie (Signature énergétique [Fav 83], modèle PRISM [Fel 86], méthode SLR (Solar Load Ration) [Bal 82], méthode H-m [GRE 85b]). Le tableau 4 - 20 résume les caractéristiques principales de quelques-uns de ces modèles ainsi que la méthode Eta proposée dans ce travail (voir chapitre 4.5.2).

Caractéristiques des méthodes	PRISM	H-m	Eta
Evaluation de la consommation annuelle normalisée	oui	oui	oui
Paramètres physiques identifiés	coefficient de transfert thermique du bâtiment et consommation résiduelle	coefficient de transfert thermique du bâtiment et surface équivalente de captage des gains solaires	coefficient de transfert thermique du bâtiment et facteur d'utilisation des gains gratuits (différencié entre la période de chauffage et la période de refroidissement)
Intervalle des données utiles au modèle	mensuels	≤ semaine	≤ semaine
Données utiles au modèle	consommation d'énergie primaire, température extérieure	consommation d'énergie primaire, température extérieure, température intérieure, rayonnement solaire incident	apport de chaleur et de froid, température extérieure, température intérieure, rayonnement solaire incident, apports internes
Indication de la sensibilité du bâtiment aux gains solaires	non	oui	oui
Indication de la sensibilité du bâtiment aux gains internes	non	non	oui
Application aux bâtiments chauffés et refroidis	non	non	oui
Application typique	évaluation de la consommation d'un bâtiment au cours du temps: suivi simplifié	évaluation de la sensibilité d'un bâtiment aux gains solaires: suivi détaillé	évaluation de la gestion des apports auxiliaires (chaleur et refroidissement): suivi détaillé
Extensions possibles	sensibilité à l'occupation, au vent	sensibilité à l'occupation, au vent, aux gains internes	

Tableau 4 - 20: Caractéristiques de quelques méthodes de corrélation pour l'analyse des besoins énergétiques des bâtiments.

PRISM (Princeton Scorekeeping Method) est une méthode statistique permettant de calculer les changements de consommation thermique d'un bâtiment au cours du temps. Pour chaque maison analysée, la procédure ne requiert que très peu de données: Consommation mensuelle et température extérieure moyenne du lieu. La méthode fournit comme résultats la consommation annuelle normalisée (obtenue d'après les moyennes annuelles des degrés jours du lieu donné), ainsi que deux paramètres physiques: le coefficient de transfert thermique du bâtiment et la consommation résiduelle (indépendante des conditions météorologiques). Les méthodes d'analyses de ce type (appelées souvent "signatures énergétiques") donnent de très bonnes prédictions de la consommation d'énergie, pour autant que celle-ci soit fortement corrélée avec la température extérieure. Ces méthodes sont très simples à appliquer, et donc largement utilisées par des praticiens [Str 86]. Le prix de cette simplicité est qu'elles ne donnent pas d'indication sur la sensibilité du bâtiment aux gains solaires et plus généralement aux gains gratuits (solaires et internes).

La méthode SLR (voir [ASH 89] et [Bal 82]) mesure les économies d'énergies réalisées par un bâtiment solaire par rapport à un bâtiment de référence identique, mais sans éléments "solaires". La méthode H-m [GRE 85b] s'intéresse d'abord à l'identification de paramètres physiques. La température intérieure et l'ensoleillement, mesurés en général horizontalement sont deux entrées supplémentaires du modèle. L'intervalle de temps des mesures est réduit à la semaine ou au jour. Cette méthode donne le coefficient de transfert thermique du bâtiment, et également la surface équivalente de captage des gains solaires, qui mesure la sensibilité du bâtiment aux gains solaires. D'autres extensions aux modèles de signatures énergétiques ont été proposées afin de tenir compte d'autres perturbations du bâtiment: l'occupation est ajoutée comme variable afin d'améliorer les résultats de PRISM [Rab 92]; le vent et les gains internes [Lac 92] peuvent être introduits afin d'apporter des corrections à la consommation d'énergie.

Gains gratuits et bâtiments climatisés

Les gains internes dans les bâtiments administratifs peuvent atteindre dans les cas extrêmes 50 W par mètre carré de plancher. Pour des bâtiments bien isolés, cela contribue à une large part des besoins de chaleur; ce type de bâtiment est souvent refroidi durant l'été par un système de climatisation.

Durant la mi-saison, les gains gratuits sont souvent suffisants pour couvrir les besoins totaux de chaleur, le surplus étant évacué par les occupants (ouvertures de fenêtres, utilisation des stores) ou par les systèmes de climatisation eux-mêmes. Chauffage et refroidissement peuvent par conséquent se produire durant un même jour; parfois même simultanément dans deux zones du bâtiment isolées thermiquement [Kre 94c]. Les méthodes de signatures ou H-m représentent graphiquement un paramètre proportionnel à la consommation d'énergie thermique moyenne (journalière ou hebdomadaire) comme fonction d'un paramètre météorologique (d'habitude la température extérieure et/ou l'ensoleillement). De ce point de vue, un apport de chaleur de 100 MJ et un apport de froid de -100 MJ durant le même jour produisent un bilan moyen nul pour les apports thermiques. Cela est particulièrement gênant lorsqu'il s'agit de comparer les performances de différents systèmes CVC, dont on sait que la gestion à mi-saison est délicate. Une extension du modèle PRISM inclu d'ailleurs les apports de froid [Fel 86], mais nécessite de séparer les jours de chauffage et ceux de refroidissement selon certaines plages de la température extérieure. Cela ne peut se faire que lorsque les systèmes de chauffage et de refroidissement ne fonctionnent pas dans les mêmes plages de température, ce qui est rarement le cas durant la mi-saison.

4.5.2 Développement de la méthode expérimentale Eta

La nouvelle approche proposée ici, appelée "méthode Eta" a été développée afin de permettre de comparer différents systèmes de contrôle pour les apports thermiques au bâtiment et cela également durant la mi-saison. L'interpolation de paramètres physiques est un des buts principaux. Toutefois, la méthode peut s'étendre à d'autres applications, propres aux méthodes de corrélations (mesure d'économie d'énergie suite à une amélioration thermique du bâtiment ou prédiction de la consommation sous d'autres conditions météorologiques). La méthode a été élaborée en fonction des objectifs suivants:

- décrire la réalité par un modèle physique,
- prendre en compte les apports gratuits (internes et solaires),
- permettre de calculer le coefficient de transfert thermique du bâtiment,
- permettre de déterminer un facteur d'utilisation des gains gratuits,
- s'appliquer à des bâtiments, recevant des apports de chauffage comme de froid,
- rester simple d'emploi.

Bilan thermique d'un bâtiment "monozone"

En assimilant le bâtiment à une seule zone thermique, on peut écrire un bilan thermique du bâtiment sur un intervalle d'intégration Δt de la manière suivante:

$$\bar{P} = H_0(\bar{T}_i - \bar{T}_e) - \overline{AG} + \bar{R} - \frac{C}{\Delta t} \Delta \bar{T}_i \quad (\text{éq. 4 - 27})$$

avec:

\bar{P} [W]	la puissance auxiliaire moyenne fournie au bâtiment;
H_0 [W/K]	le coefficient de transfert thermique du bâtiment;
\bar{T}_i [°C]	la température intérieure moyenne du bâtiment;
\bar{T}_e [°C]	la température extérieure moyenne,
\overline{AG} [W]	la somme des apports gratuits potentiels (solaires et internes),
\bar{R} [W]	les rejets de chaleur (stores, ouvertures de fenêtre),
Δt [s]	l'intervalle d'intégration (de 1 jour à 1 mois),
C [J/K]	la capacité thermique du bâtiment;
$\Delta \bar{T}_i$ [°C]	la variation de température intérieure durant Δt .

Les méthodes simplifiées existantes s'appuient toutes sur un bilan similaire. La signature énergétique néglige les apports gratuits, les rejets et la variation d'énergie interne (en supposant que Δt soit suffisamment grand). Les différences de température intérieure/extérieure sont ensuite cumulées sur l'intervalle d'intégration pour obtenir les degrés jour. Dans la méthode PRISM, les apports d'énergie thermique sont transformés en équivalents pétrole ou gaz à l'aide de facteurs d'efficacité. Dans la méthode H-m, les apports solaires potentiels et les rejets sont regroupés, le résultat étant réinterprété comme une surface équivalente de captage multipliée par l'ensoleillement (en principe horizontal). Les gains internes et la variation d'énergie interne peuvent être également inclus dans la puissance auxiliaire fournie au bâtiment afin d'améliorer la précision de la méthode.

Le problème principal de toutes ces approches est que la puissance auxiliaire fournie est donnée en valeur moyenne sur l'intervalle d'intégration, les apports de froid masquant donc les apports de chaud équivalents durant Δt .

Définition des périodes de rafraîchissement et de chauffage

Dans le cas d'un bâtiment bénéficiant d'apports de chaleur durant une certaine période (en hiver principalement) et d'apports de froid durant une autre (en été principalement), on propose de séparer formellement les périodes de chauffage et les périodes de rafraîchissement, ceci à l'aide du signe de la puissance auxiliaire moyenne. On obtient ainsi:

Période de chauffage $\Leftrightarrow \bar{P} > 0$

Période de rafraîchissement $\Leftrightarrow \bar{P} < 0$

Notre formulation se distingue de l'approche conventionnelle qui considère la séparation entre la période de chauffage et la période de refroidissement selon une certaine valeur de la tempéra-

ture extérieure moyenne (appelée parfois température de non-chauffage, obtenue par extrapolation de la signature énergétique du bâtiment).

Nous définissons deux nouvelles grandeurs, P^+ [W] et P^- [W]:

$$\bar{P} = \bar{P} + (P^+ + P^-) \quad (\text{éq. 4 - 28})$$

avec

Période de chauffage: si $\bar{P} > 0$	Période de rafraîchissement: si $\bar{P} < 0$
$P^- = \frac{\int_{t_0}^{(t_0 + \Delta t)} P(t) dt}{\Delta t} \quad \quad P(t) < 0$	$P^+ = \frac{\int_{t_0}^{(t_0 + \Delta t)} P(t) dt}{\Delta t} \quad \quad P(t) > 0$
$P^+ = -P^-$	$P^- = -P^+$

On remarquera que $P^+ > 0$ et que $P^- < 0$ (par souci de clarté, le signe moyenne est abandonné). Les deux grandeurs peuvent être assimilées respectivement à:

- des apports excessifs de chaleur (conduisant à des apports de froid par le système de rafraîchissement) en période de chauffage;
- des apports excessifs de froid (conduisant à des apports de chaleur par le système de chauffage) en période de rafraîchissement.

La figure 4 - 30 illustre P^- et P^+ dans le cas d'une période Δt de un jour, et pour un système CVC unique (chauffage et refroidissement simultanés impossibles).

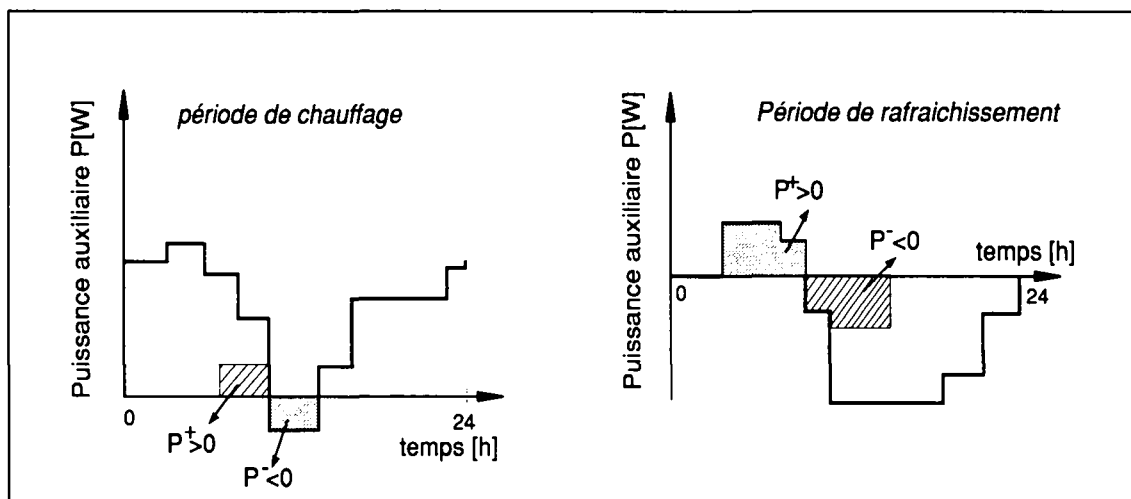


Figure 4 - 30: Interprétation de P^- et P^+ (pour un intervalle d'intégration de 24 heures): durant la période de chauffage, P^- est l'apport excessif de froid; durant la période de rafraîchissement, P^+ est l'apport excessif de chaleur.

Définition de l'équation Eta

L'introduction de P^- et P^+ permet de distinguer une gestion performante des apports de chaud et froid, caractérisée par de petites valeurs de P^- et P^+ d'une gestion inefficace, avec chauffage et refroidissement simultanés, celle-ci caractérisée par des valeurs élevées de P^- et P^+ .

L'équation du bilan thermique peut être modifiée alors comme suit en utilisant les définitions de P^- et P^+ :

$$\frac{P + P^+ + \frac{C}{\Delta t} \Delta T_i}{T_i - T_e} = H_0 - \frac{AG - R + P^-}{T_i - T_e} \quad (\text{période de chauffage}) \quad (\text{éq. 4 - 29})$$

$$\frac{P + P^- + \frac{C}{\Delta t} \Delta T_i}{T_i - T_e} = H_0 - \frac{AG - R + P^+}{T_i - T_e} \quad (\text{période de rafraîchissement}) \quad (\text{éq. 4 - 30})$$

En introduisant les nouvelles définitions suivantes: H' [W/K], les apports de puissance auxiliaire modifiés; η [-] un facteur d'utilisation des gains gratuits et m_{tot} [W/K] un paramètre des gains gratuits:

Période de chauffage	Période de rafraîchissement
$H' = \frac{P + P^+ + \frac{C}{\Delta t} \Delta T_i}{T_i - T_e}$	$H' = \frac{P + P^- + \frac{C}{\Delta t} \Delta T_i}{T_i - T_e}$
$\eta = \frac{AG - R + P^-}{AG}$	$\eta = \frac{AG - R + P^+}{AG}$
$m_{tot} = \frac{AG}{T_i - T_e}$	$m_{tot} = \frac{AG}{T_i - T_e}$

on obtient alors une équation similaire à celle de la méthode H-m [5]:

$$H' = H_0 - \eta \cdot m_{tot} \quad (\text{éq. 4 - 31})$$

$0 \leq \eta \leq 1$ est le facteur d'utilisation des gains gratuits (solaires et internes), alors que m_{tot} peut être considéré comme une extension du paramètre météorologique m défini par la méthode H-m [GRE 85b].

Les valeurs expérimentales du coefficient de transfert thermique H_0 [W/K] et du facteur d'utilisation des gains gratuits η [-] peuvent être déterminées par l'intermédiaire d'interpolations linéaires. Les commentaires suivants peuvent être formulés à propos de ces grandeurs et de leur signification en regard de l'efficacité du système CVC:

1) Période de chauffage

$(1-\eta)$ représente la fraction des gains gratuits évacués du bâtiment; une valeur $\eta=1$ indique une gestion performante des apports de chaleur, caractérisée par une utilisation complète des gains gratuits et par l'absence d'apports de chaleur excédentaires.

2) Période de rafraîchissement

η représente la fraction des gains gratuits demeurant dans le bâtiment et non évacués par les occupants (utilisation des stores, ouvertures de fenêtres) ou au moyen de stratégie de refroidissement passif (ventilation nocturne). Une valeur $\eta=0$ indique une gestion performante des apports de froid, caractérisée par une évacuation efficace de la chaleur et par l'absence d'apports de froid excédentaires.

Par rapport à une méthode d'analyse énergétique conventionnelle, l'approche proposée permet:

1. de prendre en compte des gains internes non constants et de les regrouper avec les gains solaires,
2. de séparer apports de chaleur et de froid sur une même période d'analyse (période d'intégration).

La figure 4 - 31 illustre de façon théorique, l'analyse énergétique d'un bâtiment, muni d'un dispositif de chauffage (saison d'hiver) et de rafraîchissement (saison d'été).

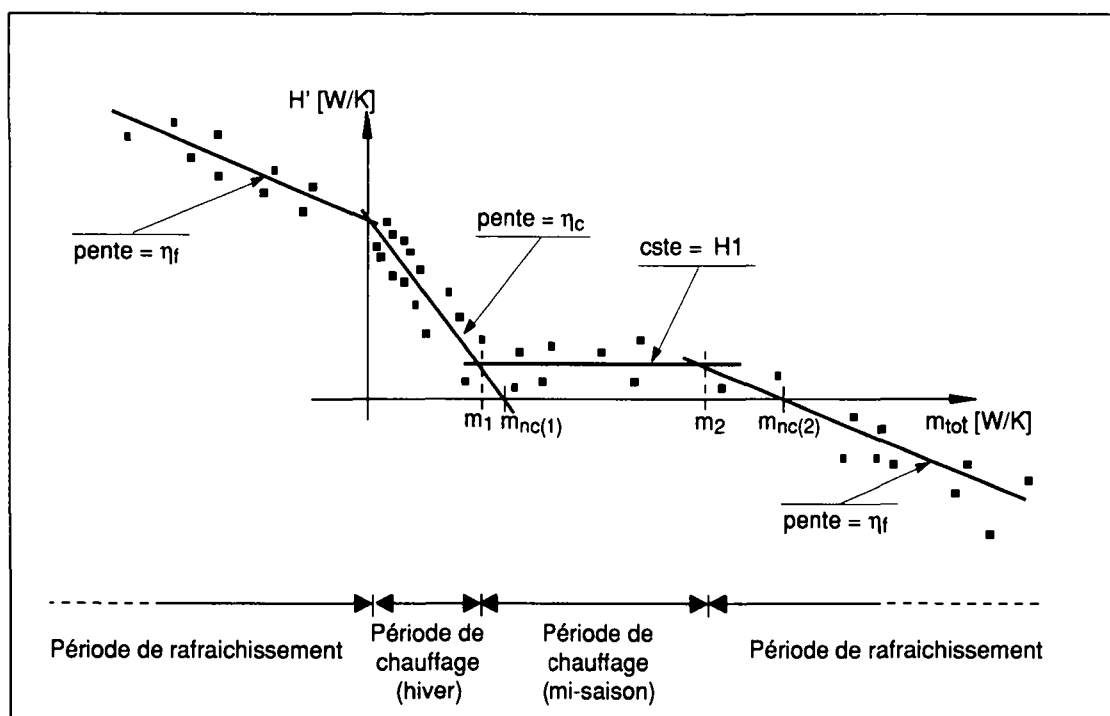


Figure 4 - 31: Illustration de la méthode "Eta".

On constate, en pratique, l'existence d'un domaine dans le diagramme «Eta», caractérisé par un plateau (segment $m_1 < m_{tot} < m_2$). On distingue ainsi trois domaines différents, dont les propriétés sont les suivantes:

$0 \leq m_{tot} \leq m_1$ droite caractéristique de pente η_c (segment 1)

$m_1 \leq m_{tot} \leq m_2$ $H' = \text{constante}$, consommation résiduelle H_1 (segment 2)

$m_1 < 0, m_{tot} > m_2$ droite caractéristique de pente η_f (segment 3).

La valeur m_1 correspond à l'intersection des droites caractéristiques 1 et 2; elle est proche de $m_{nc}(1)$ qui correspond à la limite de non-chauffage. Pour un système avec chauffage seul, il n'y a en principe plus besoin d'apports auxiliaires au delà de $m_{nc}(1)$, les gains solaires étant suffisants pour assurer les besoins énergétiques du bâtiment. On observe cependant, en général, une consommation résiduelle due à une mauvaise gestion de ces gains ou à une inertie trop faible du bâtiment.

La valeur m_2 correspond à l'intersection des droites caractéristiques 2 et 3; elle est proche de $m_{nc}(2)$ qui correspond à la limite de non-rafraîchissement. Pour $m_{tot} > m_{nc}(2)$, le bâtiment est refroidi mais la température intérieure moyenne reste en dessus de la température extérieure. Le cas $m_{tot} < 0$, correspond lui à une température extérieure plus élevée que la température intérieure.

La largeur de l'intervalle $[m_1, m_2]$ est d'autant plus grande que la régulation est performante (abaissement de la consommation). On constate, en effet, que la largeur de l'intervalle s'accroît, si η_c augmente et η_f diminue (régulation performante).

La procédure suivante peut être appliquée afin d'obtenir automatiquement les paramètres physiques interpolés:

1. Choisir une valeur initiale pour $m_{nc}(1)$, appliquer une régression linéaire sur les données de l'intervalle $0 < m_{tot} < m_{nc}(1)$. Une nouvelle valeur de $m_{nc}(1)$ est ainsi obtenue et la procédure est répétée jusqu'à convergence. Une régression linéaire est appliquée aux données de l'intervalle $0 < m_{tot} < m_{nc}(1)$ pour calculer H_0 and η_c .
2. $m_{nc}(2)$ est obtenu en appliquant une régression linéaire aux données pour lesquelles $H' < 0$. Les données avec $m_{tot} < 0$ et $m_{tot} > m_{nc}(2)$ sont ensuite interpolées linéairement (en fixant H_0 dans la régression) pour obtenir η_f .
3. Les données restantes: $0 < m_{tot} < m_{nc}(1)$ sont finalement interpolées linéairement et H_1 est obtenu.

Aspects pratiques et limites de la méthode

Erreurs de mesure et interpolation linéaire

Dans les méthodes de signature énergétique, les erreurs de mesures sont habituellement négligées ou supposées obéir à une loi normale statistique de variance constante (pour chaque point). Dans la méthode Eta, qui considère la mi-saison et la saison de rafraîchissement, une telle hypothèse n'est pas raisonnable. Lorsque $(T_i - T_e)$ est proche de 0, l'erreur propagée sur H' est importante. Il est donc nécessaire de tenir compte de ces erreurs dans les calculs de régression, afin de ne pas donner trop de poids à ces valeurs extrêmes. En pratique, il y a deux sources d'erreurs principales sur H' :

1) L'erreur sur la température intérieure (de 0.5 à 1°C)

Plus qu'une erreur de mesure, il s'agit d'une erreur de modélisation puisque l'on attribue une seule valeur à la température de tout le bâtiment.

2) L'erreur sur l'estimation de H'

Elle est due à la précision limitée de l'évaluation de l'énergie interne.

On remarquera finalement que la variable m_{tot} contient également une erreur importante, du même ordre de grandeur que celle sur H' (division par $T_i - T_e$). Elle a été négligée afin de pouvoir appliquer une loi de régression simple (moindre carré pondérée) [Gar 94].

L'intervalle d'intégration

Des valeurs supérieures à 0 pour P_+ et IP_- , sont considérées dans la méthode Eta comme des apports superflus (gaspillage) de chaleur ou de refroidissement. Cette considération dépend en fait de la valeur de l'intervalle de temps Δt choisi.

En effet, on estime généralement que chauffer et refroidir durant une même journée est déraisonnable. Toutefois, pour un très mauvais bâtiment tel qu'une boîte de métal située dans le désert, chauffer le matin et refroidir l'après-midi afin d'obtenir un confort thermique acceptable n'est pas excessif. Le choix du Δt dépend donc quelque peu du bâtiment considéré, de plus, si le Δt choisi est trop faible, la valeur de l'énergie interne dans l'éq. 4 - 27 devient importante comparée aux autres termes du bilan, et cela est gênant puisqu'il est difficile à évaluer.

D'autre part, si Δt est très grand, il est difficile d'obtenir suffisamment de points pour un traitement graphique de qualité.

Un bon compromis est obtenu en choisissant Δt égal à la constante de temps du bâtiment. Dans ce cas, la valeur de l'énergie interne devient:

$$\left(\frac{C}{\Delta t} \cdot \Delta \bar{T}_i \right) = \frac{C}{\tau} \cdot \Delta \bar{T}_i = H_0 \cdot \Delta \bar{T}_i \quad (\text{éq. 4 - 32})$$

où $\tau[s] = C/H_0$ est la constante de temps du bâtiment, dans un tel cas, si $\Delta T_i \ll (T_i - T_e)$, on pourra négliger la variation d'énergie interne.

Généralisation de la méthode

Le calcul des gains gratuits potentiels peut être difficile et long à effectuer en pratique. En effet, il faut comptabiliser les surfaces vitrées, l'ensoleillement sur chacune des façades, les facteurs de transmission et les masques. Pour les gains internes, cela peut être également difficile lorsqu'une partie de la consommation électrique du bâtiment ne contribue pas au chauffage de celui-ci, ou que l'on ne dispose pas de la mesure journalière de la consommation électrique.

Si l'on s'intéresse plus particulièrement aux gains solaires et que les gains internes sont faibles ou constants dans le temps, il est alors possible de simplifier la méthode Eta. On modifie le paramètre m_{tot} qui devient:

$$m_{tot} = \frac{G_h}{T_i - T_e} \quad (\text{éq. 4 - 33})$$

où G_h est le rayonnement solaire moyen en $[W/m^2]$ sur la surface préférentielle des gains solaires (ou horizontal). La pente obtenue alors par la méthode devient la surface équivalente de captage des gains solaires en période de chauffage ou de refroidissement. La méthode s'apparente alors fortement à la méthode H-m, à deux exceptions près :

1. on tient compte de la puissance P' corrigée des apports superflus,
2. on considère également la période de rafraîchissement.

Consommation annuelle à l'aide de la méthode Eta

La consommation d'énergie du bâtiment dans d'autres conditions (météo, orientation du bâtiment, gains internes différents) peut également être évaluée à l'aide des diagrammes Eta. Une fois que les caractéristiques du bâtiment sont connues (H_0 , H_1 , η_c , η_f), de nouvelles valeurs de m_{tot} (par exemple pour une autre année de mesures), peuvent être introduites dans le modèle et les valeurs correspondantes de H' peuvent être additionnées pour obtenir la consommation annuelle [Bau 94]. Cette procédure est analogue au calcul de la consommation annuelle normalisée (NAC) du modèle PRISM.

5. SIMULATION NUMERIQUE

5.1 Description sommaire du programme de simulation

Un programme de simulation numérique a été développé dans le but de compléter les résultats expérimentaux. Ce programme permet de simuler la réponse thermique dynamique d'un local soumis à différents modes de contrôle du chauffage et des stores. On peut ainsi tester plusieurs configurations différentes sur une année, ou une saison de chauffage complète, ce qui n'est pas possible expérimentalement.

Afin de bénéficier de ses nombreuses bibliothèques de fonctions mathématiques, notamment en logique floue et réseaux neuronaux, le logiciel Matlab [Mat 97] a été choisi. Un modèle nodal de 28 noeuds a été développé pour les locaux ayant servi aux expérimentations. Une description de ces locaux se trouve au chapitre 6.1. Plusieurs vérifications ont été effectuées afin de contrôler la validité de ce modèle et du programme de simulation en général:

- Les réponses simulées à quelques excitations simples des perturbations extérieures ont été comparées aux réponses calculées de manière analytique.
- Des tests statistiques ont été effectués entre différentes valeurs simulées et les valeurs mesurées correspondantes sur le local (par exemple: comparaison des températures intérieures simulées et mesurées en réponse aux excitations extérieures mesurées).
- Le coefficient de transfert thermique obtenu par la méthode "Eta" appliquée sur une année complète simulée (voir chapitre 4.5) a été comparée avec des mesures effectuées précédemment [GRE 85a].

Ces validations ont prouvé le fonctionnement cohérent du programme de simulation, ainsi qu'une bonne concordance entre le local testé et son modèle de simulation. Les résultats détaillés de ces tests, ainsi qu'une description plus complète du programme peuvent être consultés dans [Bau 96].

A titre d'illustration, la figure 5 - 1 montre l'interface graphique du programme de simulation.

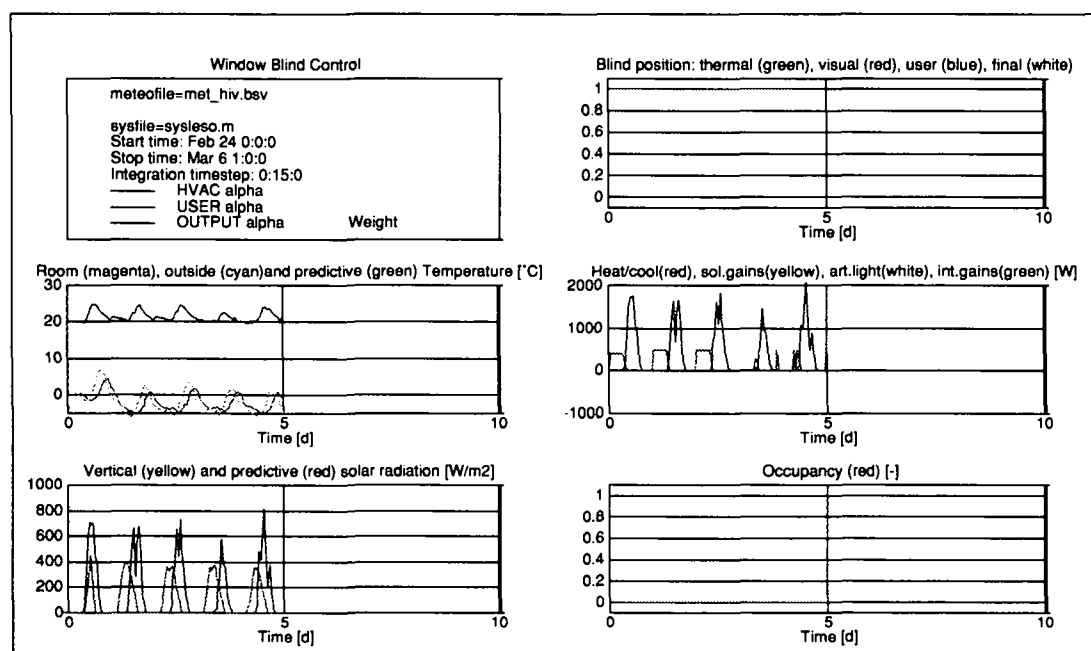


Figure 5 - 1: Interface graphique du programme de simulation numérique: en haut à droite, position du store, milieu droite, les gains (solaires, internes, chauffage), l'occupation (en bas à droite), les températures intérieures et extérieures

5.2 Conditions de simulation

5.2.1 Simulations effectuées

Au chapitre 5.3, le contrôleur de store par logique floue est évalué de manière détaillée par simulation sur une année complète (chauffage et refroidissement). Le chapitre 5.4 se concentre sur la gestion biomimétique du chauffage (chauffage et saison d'hiver uniquement) et finalement le chapitre 5.5 intègre les deux aspects, sur la saison d'hiver uniquement.

5.2.2 Données météorologiques

Les données météorologiques utilisées pour la première série de simulation (contrôle de store par logique floue) ont été générées par le programme *Meteonorm* [Met 96] pour le site d'Ecublens, avec un horizon de masquage spécifique au bâtiment LESO afin de tenir compte des ombrages des bâtiments adjacents. L'intervalle de temps des données est d'une heure, une interpolation est effectuée pour correspondre à l'intervalle de simulation de 15 minutes. Les données générées incluent: date, heure, température extérieure, rayonnement global horizontal, diffus horizontal et global vertical sud. Les autres données nécessaires ont été calculées directement dans le programme de simulation au moyen de modèles de transposition. Ces données sont:

1. l'angle d'incidence solaire,
2. le rayonnement direct et diffus sur le plan vertical (obtenus au moyen de la corrélation direct/diffus de Liu-Jordan [Liu 60] et d'un modèle isotrope du ciel pour la partie diffuse),
3. l'éclairement direct et diffus sur les plans verticaux et horizontaux (obtenus à l'aide d'une corrélation entre éclairement énergétique et lumineux [Win 84]).

Pour la seconde série de simulation (gestion biomimétique du chauffage), des données réelles ont été utilisées. En effet, il n'était pas possible dans ce cas d'utiliser des données synthétiques à cause du module de prédiction des données météorologiques (nous n'avons pas la certitude, à priori, que toutes les caractéristiques des mesures réelles sont contenues dans les données synthétiques). Les mesures de l'institut suisse de météorologie (ISM) pour la station de Pully ont été utilisées (années 81 et 82). L'intervalle de temps des données est d'une heure; une interpolation est effectuée pour correspondre à l'intervalle de simulation de 15 minutes. Les données incluent: date, heure, température extérieure et rayonnement global horizontal. Les autres données nécessaires ont été calculées directement dans le programme de simulation (voir ci-dessus).

5.2.3 Régulation de chauffage

Pour la première série de simulations (discutées au chapitre 5.3), qui visent uniquement à évaluer les performances du contrôleur de store, une stratégie simple de régulation CVC a été choisie: un thermostat intérieur avec une hystérèse de ± 0.5 [°C] et des consignes de chauffage et de refroidissement respectivement de 20 [°C] et 24 [°C], sans abaissement nocturne. Il s'agit d'une régulation très simple mais bien plus efficace qu'une boucle ouverte sur la température extérieure (système le plus commun), compte tenu des gains solaires importants du bâtiment simulé.

Les autres simulations, discutées aux chapitre 5.4 et chapitre 5.5, visent à évaluer la régulation de chauffage biomimétique (développée au chapitre 4.3), et son intégration au contrôleur de store. Cette régulation du chauffage, plus perfectionnée, a alors été utilisée.

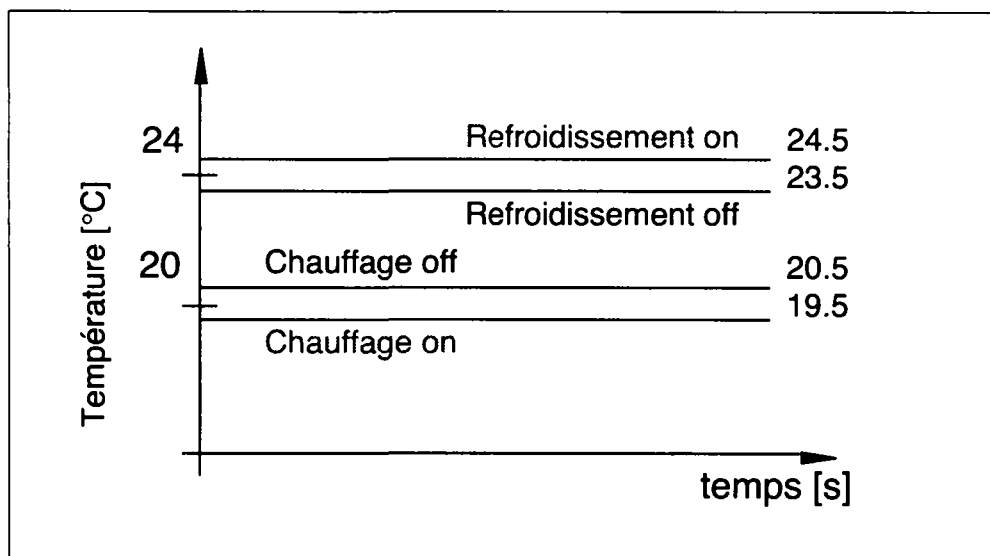


Figure 5 - 2: Consignes de chauffage et de refroidissement du thermostat

5.2.4 Position du store

La première série de simulations vise précisément à tester différents algorithmes de contrôle du store. Pour les autres simulations, il a été choisi de ne pas laisser le store entièrement ouvert, ce qui aurait occasionné bien plus de gains solaires que dans une situation réelle similaire. En effet, les mesures effectuées sur les locaux de test durant la saison de chauffage 96/97 montrent, durant l'occupation des locaux, une corrélation nette entre la position moyenne du store et le rayonnement solaire mesuré dans le plan de la fenêtre (voir figure 6 - 34 en page 169). La position du store a donc été fixée, pour ces simulations de la manière suivante:

1. Durant l'occupation

La position du store est définie à partir de la valeur du rayonnement solaire vertical sud selon la figure 5 - 3.

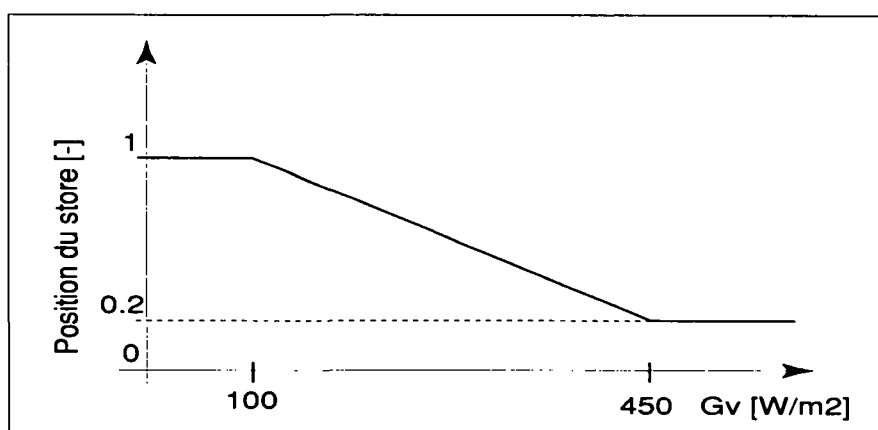


Figure 5 - 3: Relation entre position du store et rayonnement solaire vertical sud: cette corrélation, utilisée pour déterminer la position du store lors des simulations relatives à la régulation du chauffage, a été déterminée expérimentalement (voir figure 6 - 34 en page 169).

2. En dehors de l'occupation

La position du store est fixée à la dernière valeur choisie par l'utilisateur.

5.2.5 Eclairage artificiel

Les besoins en éclairage artificiel qui se répercutent par des gains internes dans la simulation, sont évalués à partir de l'éclairement horizontal sur le plan de travail de l'utilisateur (à 3 m de la fenêtre) dû à la lumière du jour. Cet éclairement est calculé par la méthode du facteur de lumière du jour étendue à un local muni d'un store. A partir de l'éclairement horizontal extérieur, de la position du store, de la position du plan de travail dans la pièce et de deux facteurs de lumière du jour caractéristiques du local test (l'un mesuré avec le store ouvert, l'autre avec le store fermé) on peut évaluer l'éclairement intérieur sur le plan de travail à l'aide de l'équation suivante (en approximation linéaire):

$$E_i = E_e \cdot [DF1 \cdot \alpha + DF0 \cdot (1 - \alpha)] \quad (\text{éq. 5 - 1})$$

où:

$\alpha[-]$	la position du store ($\alpha=1 \Rightarrow$ store ouvert, $\alpha=0 \Rightarrow$ store fermé)
DF1[-]	le facteur de lumière du jour, mesuré avec le store ouvert sur le plan de travail
DF0[-]	le facteur de lumière du jour, mesuré avec le store fermé sur le plan de travail
E_i [Lux]	l'éclairement intérieur horizontal sur le plan de travail
E_e [Lux]	l'éclairement extérieur horizontal

Pour déterminer les besoins en éclairage artificiel, nous nous basons sur les calculs de dimensionnement des fabricants de luminaires [Zum 95]. Dans ce local, l'installation a été dimensionnée pour obtenir 500 Lux sur le plan de travail en absence d'éclairage naturel, ce qui correspond à une puissance électrique raccordée de 192 W. En présence d'éclairage naturel, la consommation électrique est calculée afin d'obtenir un éclairement global de 500 Lux comprenant une composante d'éclairage naturel et artificiel. Si l'éclairage naturel dépasse 500 Lux, la consommation électrique s'abaisse à sa valeur de base de 25 W et, en absence d'occupation, les lampes sont déclenchées et la consommation de base descend à 3W. Ces valeurs correspondent au système installé sur les locaux expérimentaux (voir chapitre 6.1.3).

Il faut relever que la méthode du facteur de lumière du jour n'est applicable que pour un ciel diffus. Comme elle est utilisée ici pour déterminer les besoins en éclairage artificiel, qui ont lieu pour des faibles valeurs de l'éclairement extérieur, la méthode reste applicable.

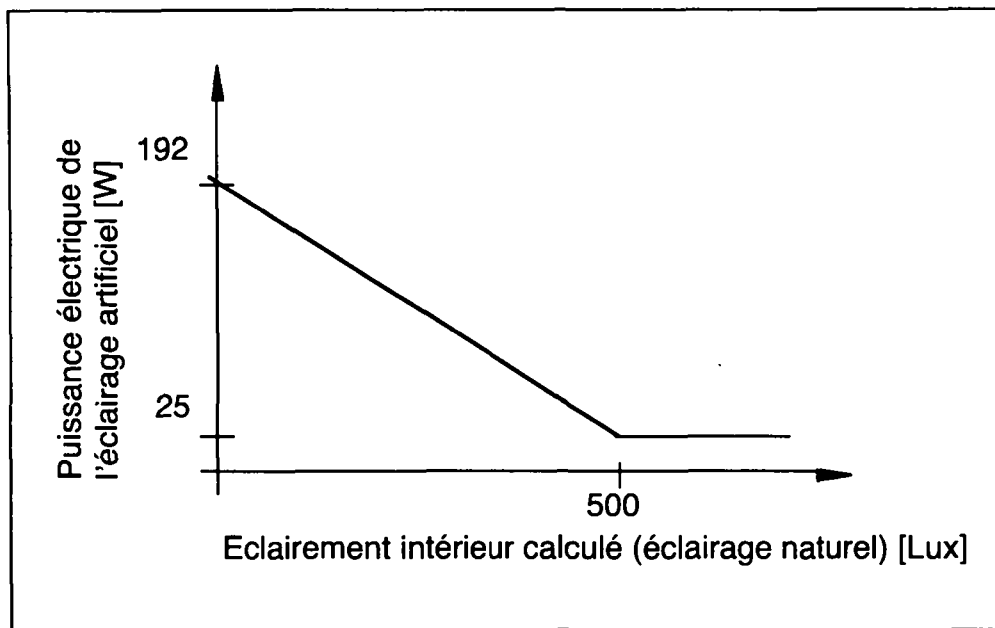


Figure 5 - 4: Besoins en éclairage artificiel comme fonction de l'éclairage intérieur (local occupé).

5.2.6 Caractéristiques des stores et du vitrage

Transmission lumineuse

L'éclairage intérieur du local a été défini par l'éq. 5 - 1. Les paramètres DF0 et DF1 ont été déterminés expérimentalement sur le local de test défini au chapitre 6.1.1. L'éclairage horizontal intérieur et extérieur ont été mesurés pour différentes positions du store et ceci en deux points différents du local (1 m de la fenêtre, 2.5 m de la fenêtre). Ces paramètres sont caractéristiques du store, de la fenêtre, de l'orientation du bâtiment et bien sûr du lieu de mesure dans la pièce. Pour évaluer les besoins en éclairage artificiel du local les valeurs mesurées à 2.5 m de la fenêtre ont été utilisées, elles correspondent à la position la plus courante du poste de travail. Le rapport DF0/DF1 est proche du facteur de transmission lumineux bihémisphérique du store $\tau_{st,1}$, il est constant quel que soit le lieu de mesure considéré.

DF0 [%]	DF1 [%]	$\tau_{st,1}$ [-]
1.9 ±0.3 (mesuré à 1 m de la fenêtre)	14.8 ±1.0 (mesuré à 1 m de la fenêtre)	0.13 ±0.03 (calculé avec DF0/DF1, pour les valeurs mesurées à 1 m de la fenêtre)
0.6 ±0.2 (mesuré à 2.5 m de la fenêtre)	3.7 ±0.5 (mesuré à 2.5 m de la fenêtre)	

Tableau 5 - 1: Caractéristiques de transmission lumineuse du système store et fenêtre.

Transmission énergétique

Les caractéristiques de transmission énergétique ont été déterminées pour le système comprenant la fenêtre et le store. Une distinction a été faite entre la partie découverte du vitrage et la

partie recouverte par le store. Le modèle suivant a été utilisé dans la simulation pour la partie découverte (valable pour autant que l'absorption dans le verre soit faible):

$$I_{tr1} = G_{vdir} \cdot \tau_{ref}(\theta) \cdot \tau_{abs}(\theta) + G_{vdiff} \cdot \tau_{diff} \text{ (partie découverte du vitrage)} \quad (\text{éq. 5 - 2})$$

où:

I_{tr1} [W/m ²]	Rayonnement global pénétrant dans la pièce (sans la partie secondaire par suite de convection ou de rayonnement infra-rouge)
G_{vdir} [W/m ²]	Rayonnement solaire incident sur le vitrage (partie directe)
G_{vdiff} [W/m ²]	Rayonnement solaire incident sur le vitrage (partie diffuse)
$\tau_{ref}(\theta)$ [-]	Part du facteur de transmission résultant des réfractions aux interfaces air/verre (1-facteur de réflexion global du vitrage), dépend de l'angle d'incidence θ du rayonnement incident, du nombre de vitrages et de l'indice de réfraction du verre ($n=1.526$, valeur moyenne pour le spectre solaire). La valeur théorique de $\tau_{ref}(\theta)$ a été utilisée dans le modèle de simulation (voir par exemple [Duf 74]).
$\tau_{abs}(\theta)$ [-]	Part du facteur de transmission résultant des absorptions dans le vitrage (1-facteur d'absorption du vitrage), dépend du facteur d'extinction du verre, de la longueur du trajet dans le verre (donc de l'angle d'incidence θ) et de l'état de propreté du vitrage. La valeur mesurée se trouve dans le tableau 5 - 2.
τ_{diff} [-]	Facteur de transmission du rayonnement diffus; il correspond au produit $\tau_{ref}(\theta) \cdot \tau_{abs}(\theta)$, moyenne sur la demi-sphère du rayonnement incident. La valeur mesurée se trouve dans tableau 5 - 2.

Pour la partie couverte par le store, les mesures ont montré que la diffusion du rayonnement solaire sur le store était telle que la transmission énergétique ne dépend plus de l'angle d'incidence du rayonnement solaire. Ainsi le modèle simple suivant a été utilisé:

$$I_{tr2} = G_{vglob} \cdot \tau_0 \text{ (partie recouverte par le store)} \quad (\text{éq. 5 - 3})$$

où:

I_{tr2} [W/m ²]	Rayonnement global pénétrant dans la pièce (sans la partie secondaire par suite de convection ou de rayonnement infra-rouge)
G_{vglob} [W/m ²]	Rayonnement solaire global incident sur le vitrage (partie directe et diffuse)
τ_0 [-]	Facteur de transmission du rayonnement global à travers le système store + fenêtre (sans tenir compte de la partie indirecte due à l'absorption du rayonnement solaire par le store réémise sous forme convective et radiative). La valeur mesurée se trouve dans tableau 5 - 2.

Les caractéristiques de transmission énergétique mesurées sur le local de test sont données dans le tableau 5 - 2. Ces valeurs ont été utilisées dans la simulation. Pour des détails sur la méthode de mesure utilisée, se référer à [Bau 96].

	$\tau_{ref}(0)$ [-]	$\tau_{abs}(0)$ [-]	τ_{diff} [-]	τ_0 [-]
valeur théorique	0.78	0.96	-	-
valeur mesurée	-	0.98 ± 0.05	0.51 ± 0.05	0.066 ± 0.01

Tableau 5 - 2: Caractéristiques de transmission énergétique du système store et fenêtre. $\tau_{ref}(\theta)$ et $\tau_{abs}(\theta)$ sont évalués pour un angle d'incidence normal. Pour la valeur théorique de $\tau_{abs}(0)$ une épaisseur de vitrage de 12 [mm] (triple vitrage) et un vitrage clair sont prises en considération (facteur d'extinction de 4 [m^{-1}]).

5.2.7 Autres aspects

Un taux de renouvellement d'air de 0.3 [h^{-1}] avec l'extérieur a été fixé arbitrairement quelle que soit la saison. Les ouvertures de fenêtre sont supposées inexistantes, de même que les échanges d'air avec les locaux adjacents.

Durant l'occupation, 100 [W] sont pris en compte comme gains internes dus aux personnes. Cela suppose une seule personne dans le local et pas d'autres gains internes (excepté ceux de l'éclairage artificiel).

L'horaire d'occupation a été fixé généralement de 8h à 12h et de 14h à 18h pendant les jours de semaine; durant les week-ends, les locaux sont inoccupés. Il est important de relever que l'occupation est nulle de 12h à 14h, ce qui permet au contrôleur de stores par logique floue d'optimiser librement les gains solaires durant cette période. Pour les simulations relatives au contrôle du chauffage uniquement, l'horaire d'occupation a été ramené de 8h à 18h.

5.3 Contrôle de store par logique floue

Afin de comparer l'efficacité propre du contrôleur de store, proposé au chapitre 4.4, par rapport à d'autres situations de référence, plus de 30 simulations ont été menées. Celles-ci permettent de tester différentes stratégies de contrôle sur une année complète de fonctionnement. Ainsi, toutes les situations météorologiques (hiver, été, mi-saison) sont présentes et permettent une comparaison globale. La comparaison des stratégies de contrôle du store porte sur les critères suivants:

- consommation d'énergie (froid et chaud),
- caractéristiques "Eta",
- confort thermique,
- besoins en éclairage artificiel,
- effet des utilisateurs sur la consommation.

D'autre part, une étude paramétrique du contrôleur par logique floue a été effectuée afin de déterminer l'importance de certains paramètres sur son efficacité. En particulier:

- le type de store utilisé (caractérisé par sa résistance thermique surfacique R [m^2KW]),
- les fonctions d'appartenance définissant les variables floues (saison et puissance de chauffage).

5.3.1 Variantes étudiées

Pour parvenir à ces objectifs, il est nécessaire de définir les situations de référence ainsi que les variantes considérées pour le contrôle automatique des stores.

Situations de référence

Les cas de référence servent de base de comparaison pour l'algorithme par logique floue. Trois situations fixes sont proposées:

1. store toujours ouvert,
2. demi-ouvert,
3. toujours fermé.

Afin de maximiser les gains solaires pendant la journée et minimiser les pertes thermiques durant la nuit, ce qui est particulièrement efficace en hiver sur le plan thermique, on considère également le cas où le store est ouvert durant la journée (de 7h à 19h) et fermé durant la nuit (de 19h à 7h). Le cas opposé (fermé de jour et ouvert de nuit), favorable en été est également retenu. La combinaison des deux stratégies (ouvert durant le jour et fermé de nuit durant l'hiver et inversement en été) permet une gestion très efficace des apports thermiques. Relevons toutefois qu'une telle stratégie ne remplit pas les critères de confort visuel puisque des éblouissements surviennent en hiver si le store est entièrement ouvert; de même, en été, peu d'utilisateurs acceptent un store entièrement clos durant la journée.

Variantes de référence pour le contrôle des stores	Description
ouvert	store ouvert en toute circonstance
demi-ouvert	store à moitié ouvert en toute circonstance
fermé	store fermé en toute circonstance
"efficace hiver"	store fermé de nuit et ouvert de jour
"efficace été"	store ouvert de nuit et fermé de jour
"utilisateur averti"	store fermé de nuit et ouvert de jour durant l'hiver (du 1 octobre au 30 avril), store ouvert de nuit et fermé de jour durant l'été (du 1 mai au 30 septembre).

Tableau 5 - 3: Situations de référence considérées pour les simulations.

Algorithmes automatiques de contrôle du store

Les algorithmes automatiques de contrôle du store considérés dans les simulations sont tous des variantes de l'algorithme proposé au chapitre 4.4; elles sont décrites dans le tableau 5 - 4. Deux autres algorithmes ont fait l'objet d'une évaluation détaillée que le lecteur intéressé trouvera dans [Bau 96]. Le premier [Wur 94] est basé également sur des règles de logiques floues appliquées sur presque toutes les perturbations, définies de manière floue (voir figure 4 - 16 en page 65). Le second est basé sur la logique classique et des règles de décision.

Variante de contrôle automatique du store	Description
"DELTA"	algorithme par logique floue: optimisation thermique en dehors de l'occupation, optimisation des conditions de confort visuel pendant l'occupation
"DELTA thermique"	algorithme d'optimisation thermique uniquement, quelle que soit l'occupation
"DELTA visuel"	algorithme d'optimisation des conditions de confort visuel uniquement, quelle que soit l'occupation
paramètres flous	diverses variantes du cas "DELTA" avec d'autres définitions des variables floues de la saison et de la puissance de chauffage
paramètres du store	variantes du cas "DELTA thermique" pour trois stores de résistance thermique surfacique différente
utilisateurs	cas "DELTA" avec une gestion aléatoire des stores par les utilisateurs
CVC	variante du cas "DELTA thermique" sans chauffage ou sans refroidissement

Tableau 5 - 4: Algorithmes automatiques pour le contrôle du store.

L'effet des utilisateurs est difficilement évaluable par simulation, car celui-ci dépend:

- des personnes (qui ont un comportement différent),
- du type de travail à accomplir,
- de l'environnement de travail (par ex: la température intérieure et le rayonnement solaire).

Pour cette raison, l'interaction entre l'utilisateur et le système de contrôle automatique du store a été évaluée expérimentalement (voir chapitre 6.2). Une étude complémentaire sur un nombre important d'utilisateurs serait toutefois nécessaire pour tenir compte de l'aspect statistique. Afin d'évaluer de manière approchée et par simulation l'effet d'une perturbation d'un utilisateur, trois comportements aléatoires ont été considérés. A chacun est attribué une probabilité de modifier la position du store dans l'heure qui suit. La position choisie est sélectionnée aléatoirement et uniformément entre 0 (fermé) et 1 (ouvert).

5.3.2 Fonctionnement qualitatif

Quelques évaluations qualitatives ont été effectuées sur de courtes périodes, afin de mieux cerner le fonctionnement de l'algorithme "DELTA" dans quelques situations typiques. Une période d'été, ainsi qu'une période d'hiver contenant quelques jours typiques de la mi-saison, ont été retenues.

Période d'hiver

La période considérée s'étend du 24 février au 6 mars. Elle contient des jours froids et des jours de mi-saison ($-10 [^{\circ}\text{C}] \leq \text{Text} \leq 15 [^{\circ}\text{C}]$). Le rayonnement solaire est très variable d'un jour à l'autre ($100 [\text{W}/\text{m}^2] \leq \text{Gh}(\text{max}) \leq 600 [\text{W}/\text{m}^2]$). Cette période inclut un week-end (local non occupé) et des jours de semaine (occupation pendant les heures de bureau).

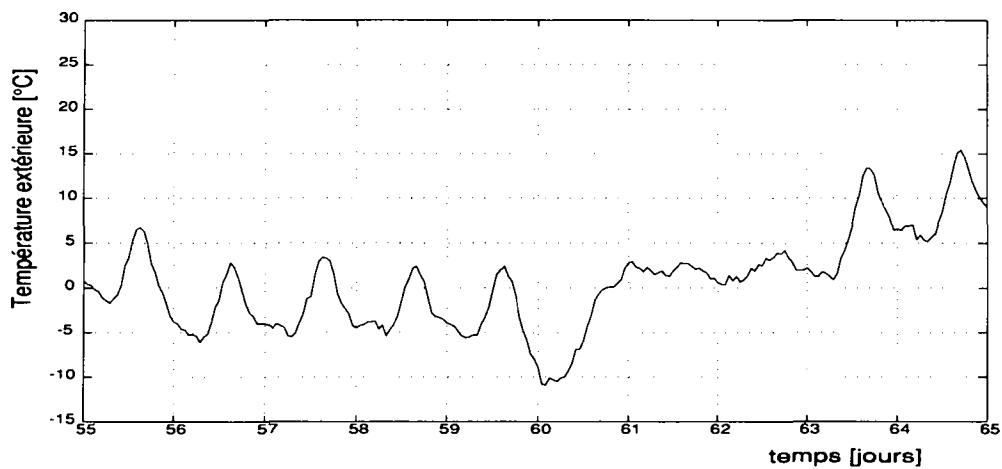


Figure 5 - 5: Température extérieure pendant la période d'hiver.

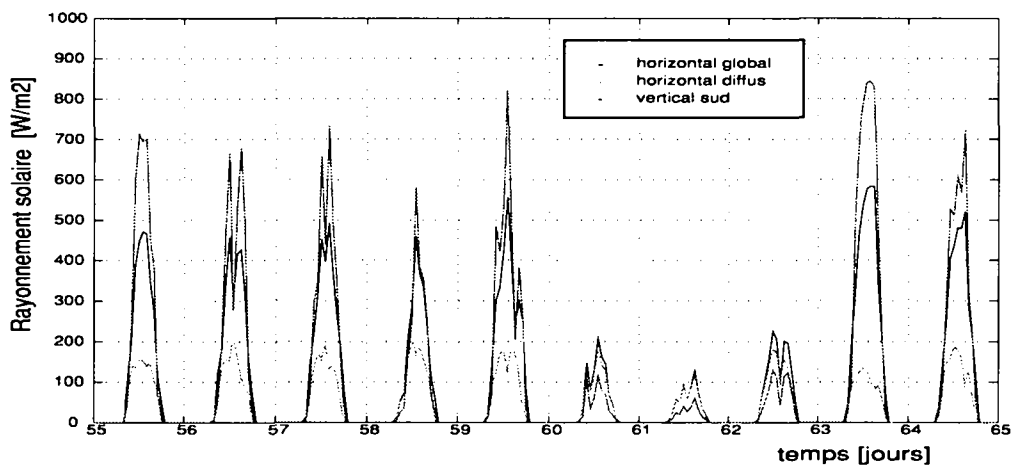


Figure 5 - 6: Rayonnement solaire pendant la période d'hiver.

L'algorithme choisit la position du store selon des critères de confort visuel, d'efficacité thermique et selon l'occupation du local (voir chapitre 4.4 et figure 4 - 29). La figure 5 - 7 montre que durant l'occupation, c'est l'aspect confort visuel qui est pris en compte, et en dehors de toute occupation l'aspect thermique.

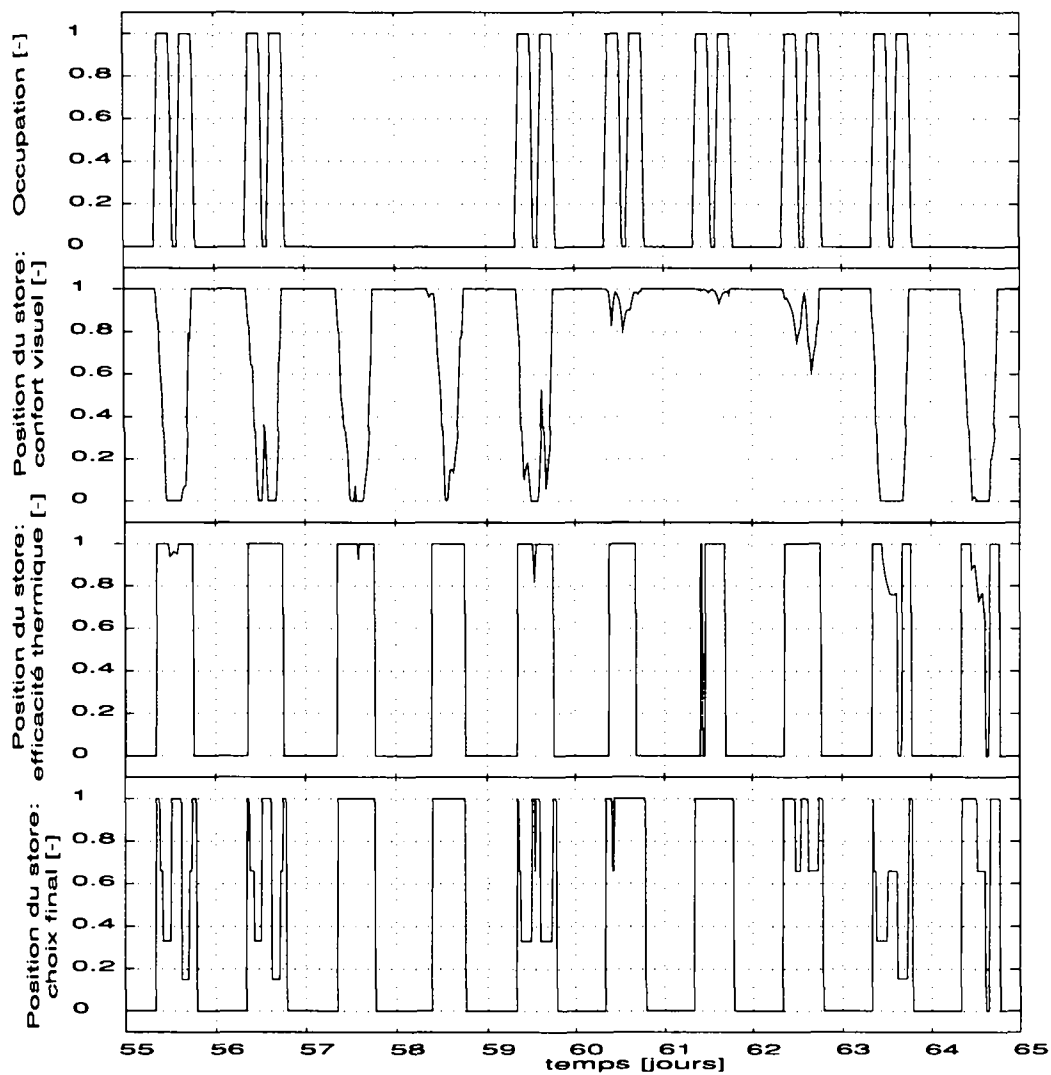


Figure 5 - 7: Occupation durant la période d'hiver (en-haut) et position du store (de haut en bas, aspect: visuel, thermique et valeur finale).

On constate sur cette figure que:

- Le store est fermé de nuit, afin de réduire les pertes thermiques durant la saison de chauffage.
- L'horaire d'ouverture et de fermeture varie légèrement d'un jour à l'autre, selon l'instant de la journée où le bilan thermique du vitrage change de signe.
- Durant l'occupation et par rayonnement solaire intense, le store est fermé pour éviter tout éblouissement. Au contraire, par faible rayonnement solaire, il est ouvert pour maximiser la lumière du jour.
- Durant les jours de mi-saison caractérisés par un intense rayonnement solaire (jours 63 et 64), les gains solaires sont réduits pour éviter des surchauffes.

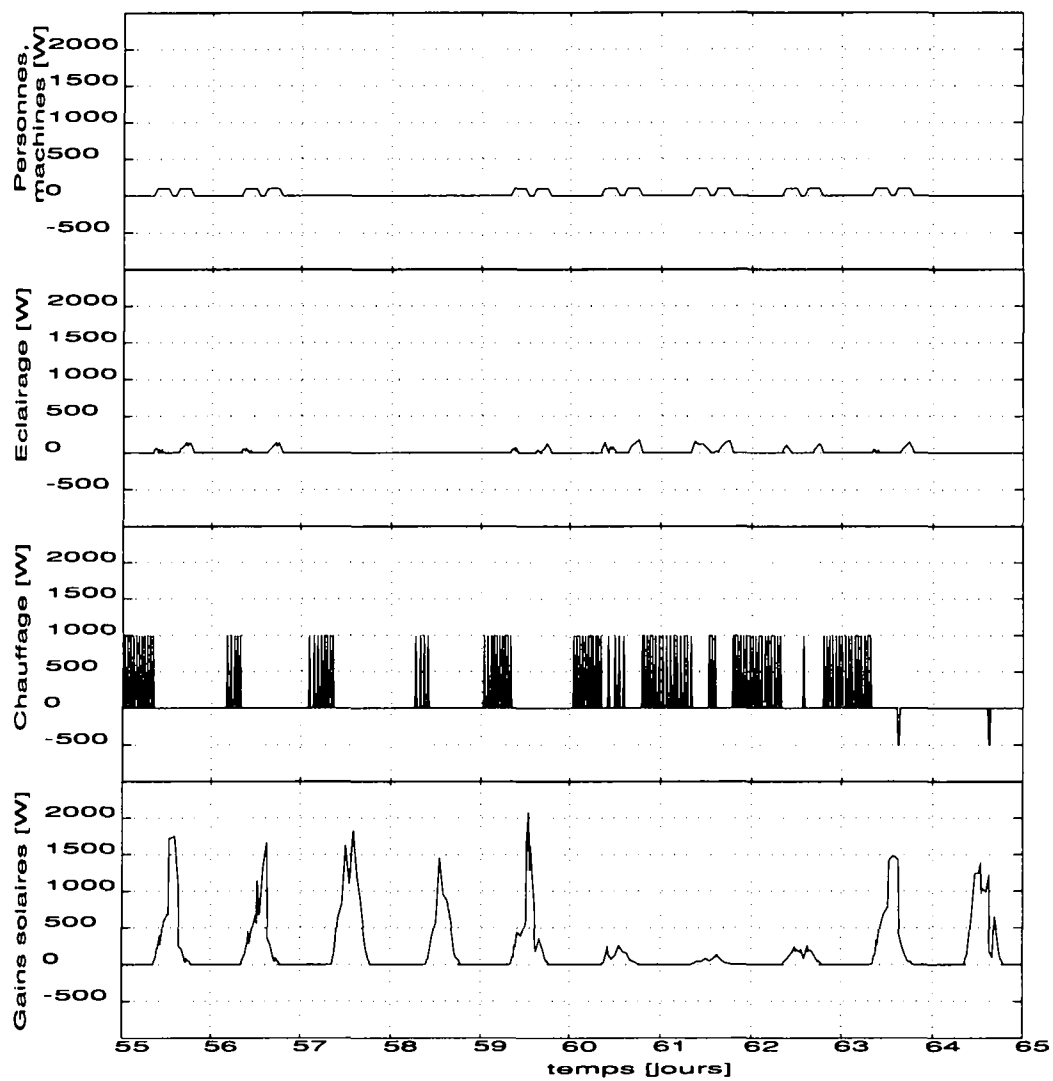


Figure 5 - 8: Gains obtenus durant la période hivernale (de haut en bas: gains internes dus aux personnes et machines, éclairage artificiel, chauffage, gains solaires).

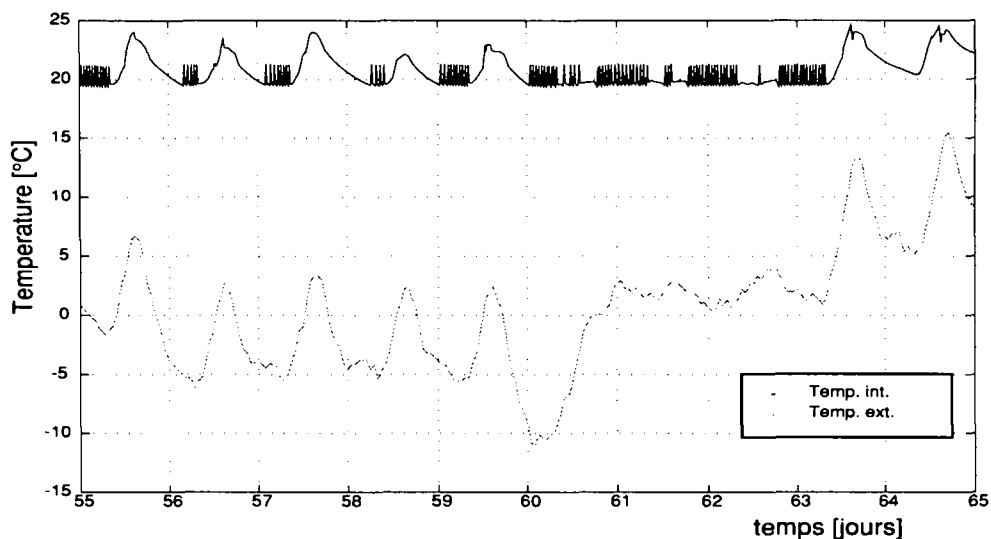


Figure 5 - 9: Températures intérieure et extérieure obtenues pour la période d'hiver. Les brusques variations de température intérieure sont dues au chauffage de type convectif.

Sur les figures 5 - 8 et 5 - 9, on observe que:

- Le chauffage était enclenché durant les 8 premiers jours, après (jours 63 et 64) il s'est éteint en raison de gains solaires plus importants et de la température extérieure plus clémente.
- Le refroidissement s'est mis en fonction légèrement durant les deux derniers jours pour réduire les surchauffes. Durant cette période, les stores sont abaissés pour réduire les gains solaires, de cette manière, il y a cohérence entre le comportement du système CVC et le store.
- Nous relevons que la gestion du système CVC n'est pas optimale sur ces derniers jours, puisqu'il chauffe de nuit et refroidit de jour. Ce comportement est toutefois courant avec les régulateurs conventionnels, qui effectuent un réglage instantané sans prédiction sur la météo et sans tenir compte de l'évolution du bâtiment à long terme.
- Sur la période considérée, les besoins de chauffage s'élèvent à 95.4 [MJ] avec 1.8 [MJ] de froid. A titre de comparaison, la gestion des stores de "l'utilisateur averti", qui ouvre systématiquement le store durant la journée et le ferme durant la nuit en hiver, ne nécessite que 77.4 [MJ] de chaud en raison de gains solaires plus importants, par contre 23.6 [MJ] sont alors nécessaires pour éviter les surchauffes.

Période d'été

La période considérée, du 16 au 29 juin, est typique de la saison d'été: la température est élevée (15 [°C] de nuit et 25 [°C] de jour), le rayonnement solaire horizontal maximal variable ($100 \text{ [W/m}^2\text{]} \leq \text{Gh(max)} \leq 550 \text{ [W/m}^2\text{]}$).

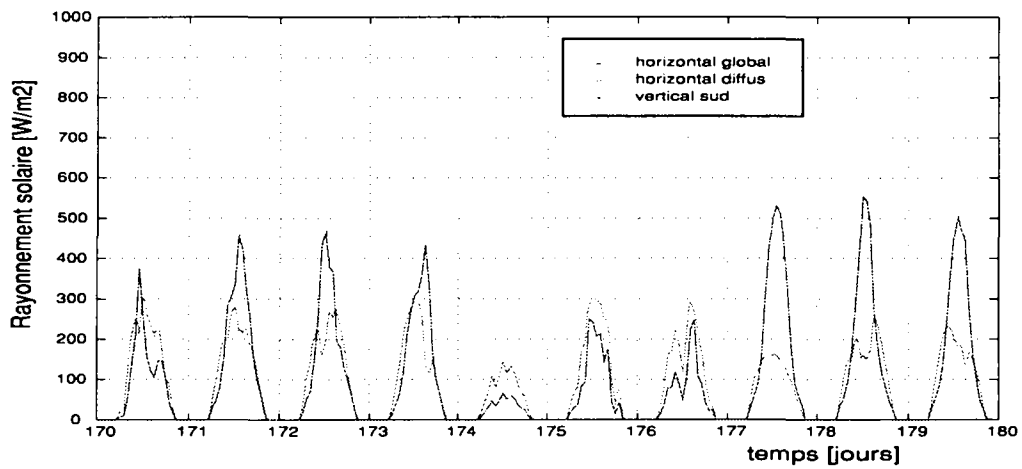


Figure 5 - 10: Rayonnement solaire pendant la période d'été

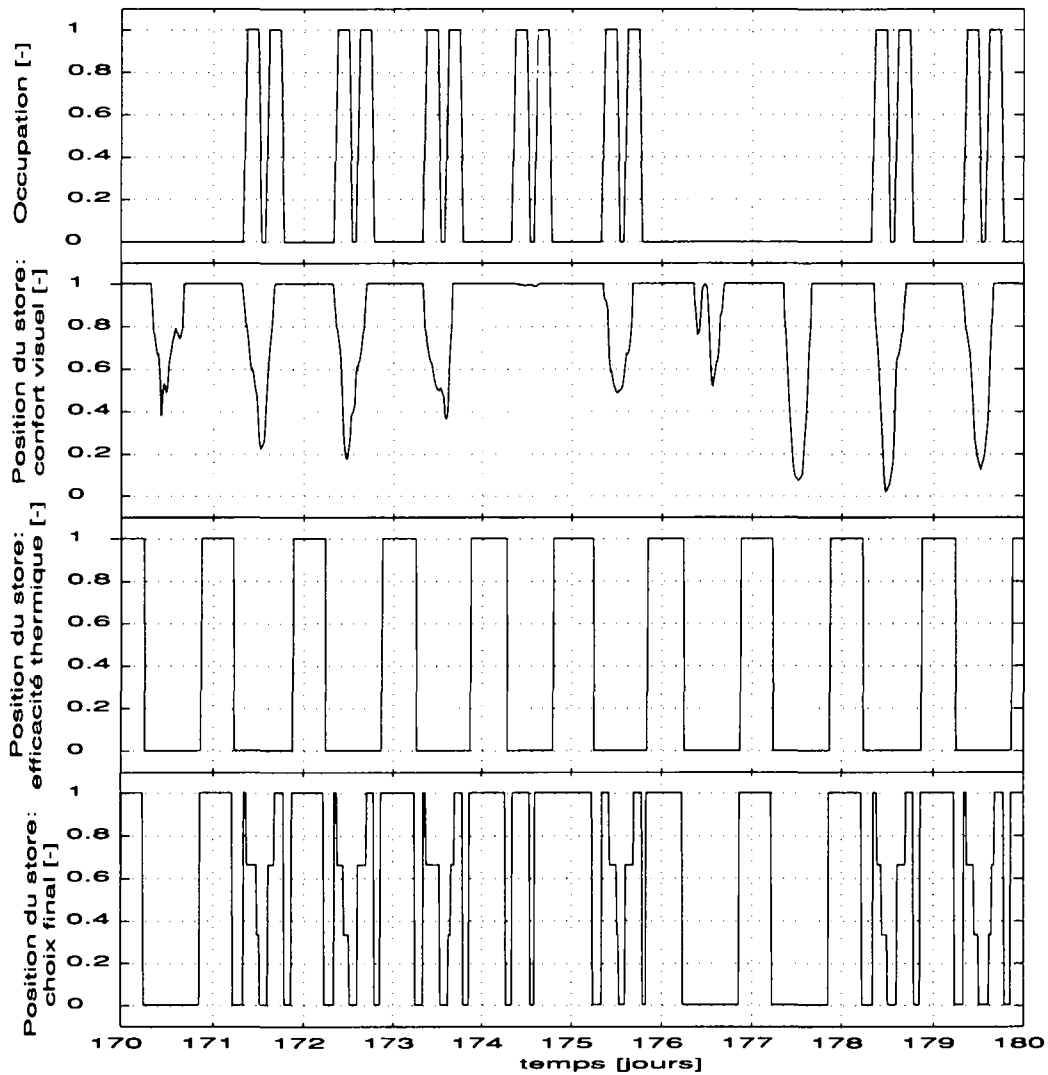


Figure 5 - 11: Occupation durant la période d'été et position du store (de haut en bas, aspect: visuel, thermique et valeur finale).

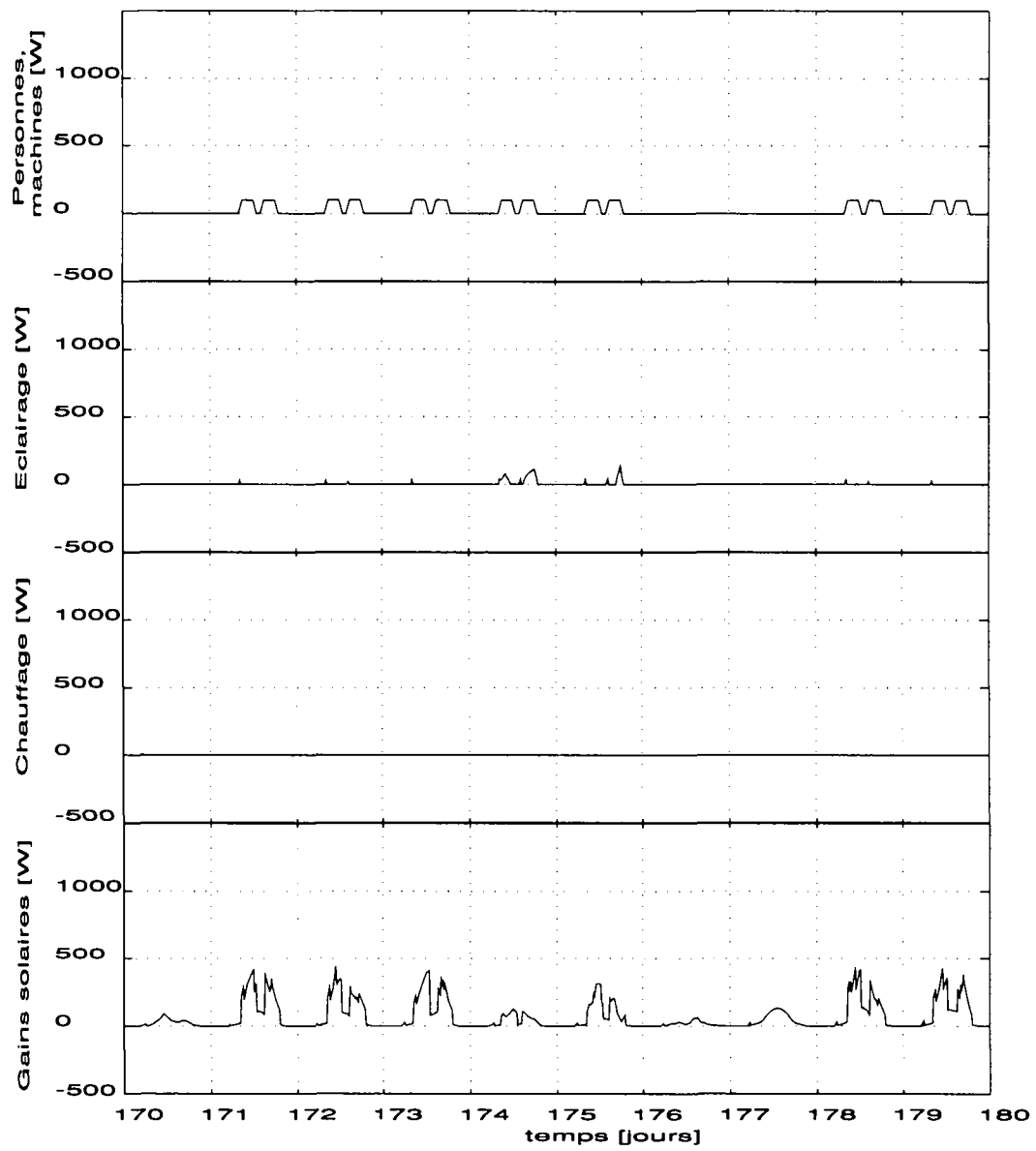


Figure 5 - 12: Gains obtenus durant la période d'été (de haut en bas: gains internes dus aux personnes et machines, éclairage artificiel, chauffage, gains solaires).

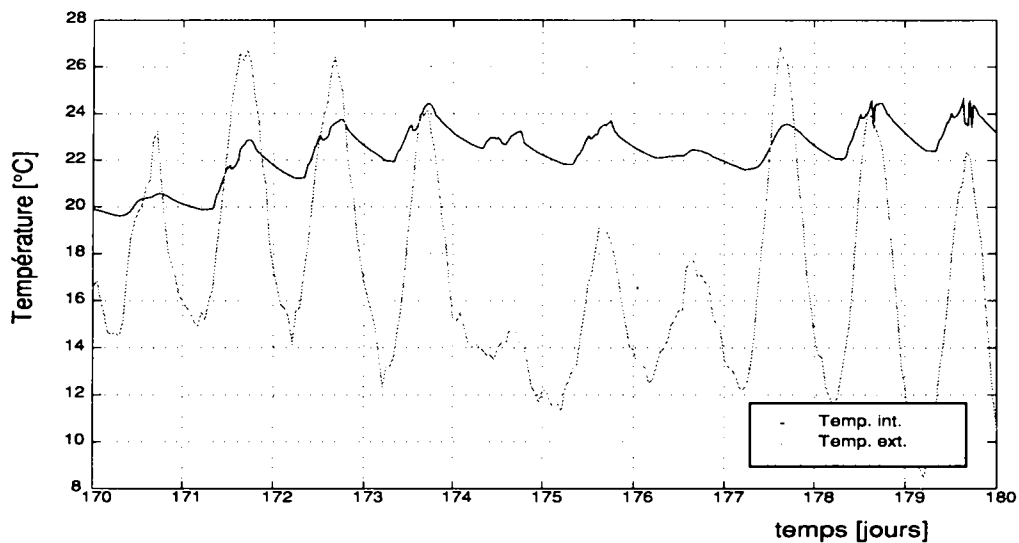


Figure 5 - 13: Températures intérieure et extérieure obtenues pour la période d'été.

Les caractéristiques principales à relever pour cette période d'été sont:

- L'optimisation thermique entraîne la fermeture du store durant le jour et l'ouverture durant la nuit, afin de minimiser les gains solaires et maximiser le refroidissement passif à travers les vitrages. A cause de cette gestion rigoureuse, aucun apport de froid n'a été nécessaire durant la période.
- L'optimisation du confort visuel est obtenue par la fermeture du store, lorsque l'éclairement extérieur est élevé (éviter les éblouissements). Durant les autres périodes, il est ouvert, afin de maximiser la lumière naturelle.

A titre de comparaison, la gestion de "l'utilisateur averti" permet également de se passer de tout refroidissement sur cette même période. Par contre, avec un store fermé tout le jour, les besoins en éclairage artificiel s'élèvent à 17.9 [MJ] sur cette période contre 5.1 [MJ] seulement pour l'algorithme par logique floue.

5.3.3 Consommation d'énergie (chauffage et refroidissement)

La consommation d'énergie de chaud et de froid a été déterminée pour tous les algorithmes testés sur une année complète de simulation; cela permet une comparaison globale tenant compte de chaque situation météorologique possible. La figure suivante montre les résultats obtenus:

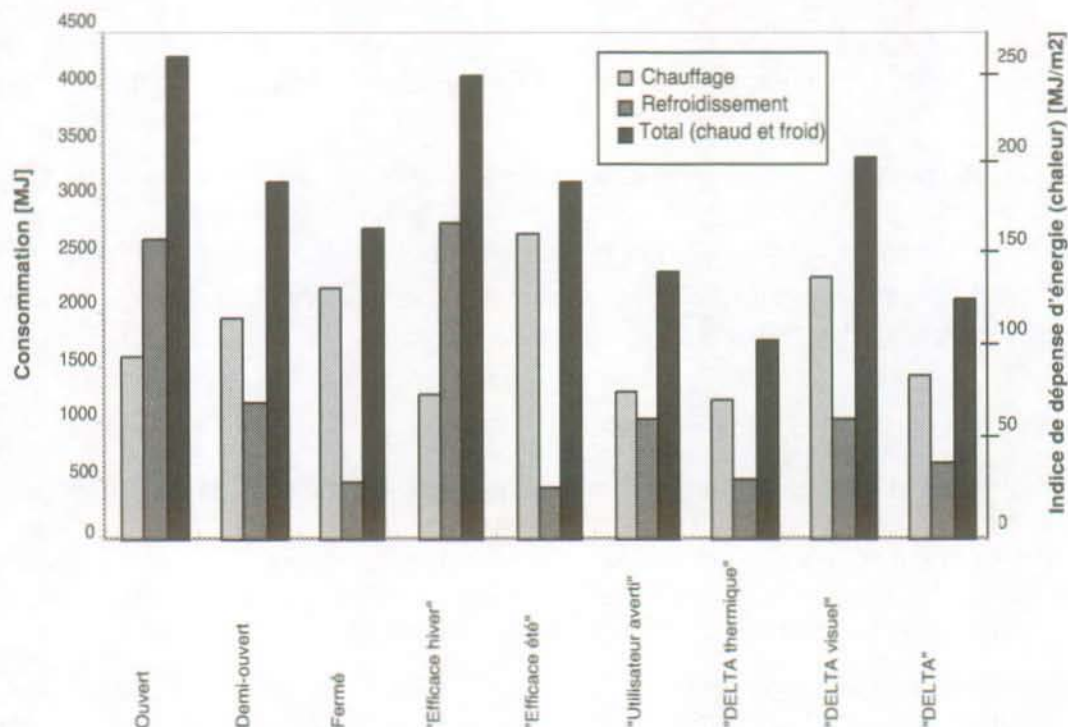


Figure 5 - 14: Besoins annuels de chaud et de froid pour les différentes variantes de contrôle du store (la surface de référence énergétique du local est de 16.7 m²). Pour la représentation graphique les apports de froids sont comptés positivement. Pour le total (chauffage + refroidissement), on considère ici un coefficient de performance de 1 pour la transformation d'énergie primaire en chaleur et en froid.

La variante "DELTA thermique", effectuant une optimisation thermique uniquement, est très efficace en comparaison des situations de référence. En effet:

- 59% de la consommation globale d'énergie thermique (chaud et froid) est économisée en comparaison avec le cas où le store est toujours ouvert. Cela s'explique à la fois par une demande de chaud inférieure en raison de la meilleure isolation nocturne et par une demande de froid nettement réduite en mi-saison et en été (atténuation des surchauffes).
- 36% de la consommation globale d'énergie thermique est économisée par rapport au store toujours fermé. Cela s'explique par une demande de chaud nettement inférieure en hiver (davantage de gains solaires).
- 26% de la consommation globale d'énergie thermique est économisée en comparaison avec la gestion de "l'utilisateur averti". Ce résultat est obtenu en réduisant la demande de chaud et plus particulièrement de froid à l'aide d'une définition plus appropriée de la saison (basée sur la température extérieure moyenne au lieu du calendrier).

L'optimisation thermique peut être appliquée telle quelle à des locaux inoccupés. Par contre durant l'occupation, les utilisateurs comptent sur des conditions de confort visuel optimales. L'algorithme "DELTA" correspond mieux à ces besoins; les résultats obtenus montrent que:

- De larges économies sont obtenues par rapport aux situations de référence fixes (22% relativement au store fermé, 50% relativement au store ouvert).

- 9 % sont même obtenus par rapport à "l'utilisateur averti". Ce résultat montre que l'algorithme proposé est très efficace en regard de la consommation d'énergie thermique, ceci même en fournissant une situation de confort visuel durant l'occupation.

D'autre part, relevons que la consommation totale (chaud et froid) pour la période d'hiver uniquement (non représentée) obtenue avec un store toujours ouvert est identique à 3% près du cas où le store est toujours fermé. Ce résultat peut paraître surprenant compte tenu des gains directs beaucoup plus importants dans le premier cas. Toutefois, d'autres effets entre en ligne de compte :

- Davantage de gains internes dus à l'éclairage participent au chauffage du local lorsque le store est fermé.
- Les besoins de refroidissement, lorsque le store est ouvert, sont plus importants.
- Le coefficient de transfert thermique est réduit lorsque le store est fermé (effet d'isolation du store) ce qui implique des besoins de chaleur plus faibles.

5.3.4 Evaluation du confort thermique

Le confort thermique a été analysé en utilisant le modèle de Fanger [Fan 81]. Les variables considérées sont la température radiante et la température de l'air de la pièce. Les autres paramètres du modèle ont été conservés fixes, ils sont donnés dans le tableau 4 - 18 à la page 57. Une différence, due à l'habillement, est considérée entre les périodes d'hiver (température opérative optimale de 20°C) et la période d'été (température opérative optimale de 24°C).

Les histogrammes du PMV (vote moyen prévisible) obtenus pour quelques cas simulés sont donnés dans les figures 5 - 15 à 5 - 18. Dans tous les cas, le PMV est contenu dans l'intervalle $-1 \leq \text{PMV} \leq 1$, ce qui correspond à la limite: légèrement inconfortable mais acceptable, selon l'échelle de Fanger. Le contrôle du chauffage et du refroidissement empêchent d'obtenir des situations inconfortables. Sans système de refroidissement, ce qui est le cas le plus usuel en Europe, des situations d'inconfort suite à des surchauffes auraient été obtenues en mi-saison et en été pour les contrôles de stores peu efficaces au niveau thermique (par exemple, le store ouvert en été, ou "l'utilisateur averti" à mi-saison). On remarque également qu'une légère surchauffe en hiver peut être compensée facilement par l'utilisateur, puisque l'habillement choisi dans cette situation est de 1.1 [clo], il peut être donc allégé jusqu'à la valeur de la saison d'été (0.5 [clo]). Pour des raisons symétriques, une légère sensation de froid en été n'est pas trop pénalisante.

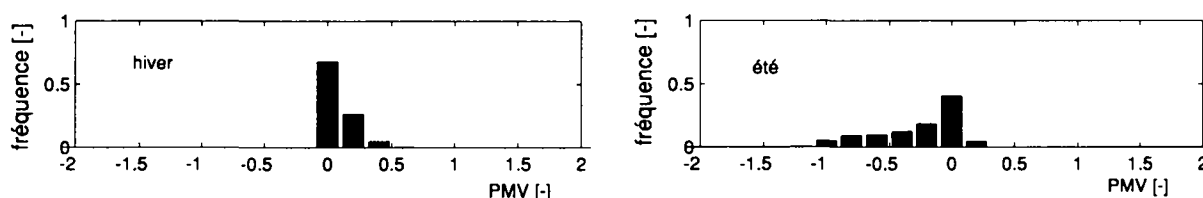


Figure 5 - 15: Histogramme de PMV obtenu pour un store fermé: période d'hiver (à gauche) et d'été (à droite).

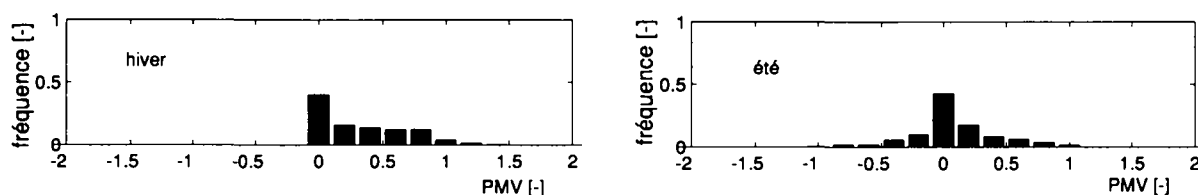


Figure 5 - 16: Histogramme de PMV obtenu pour un store ouvert: période d'hiver (à gauche) et d'été (à droite).

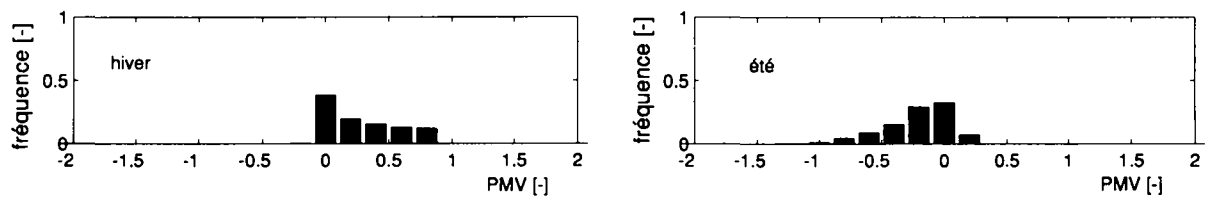


Figure 5 - 17: Histogramme de PMV obtenu pour un store contrôlé par l'algorithme "DELTA thermique": période d'hiver (à gauche) et d'été (à droite).

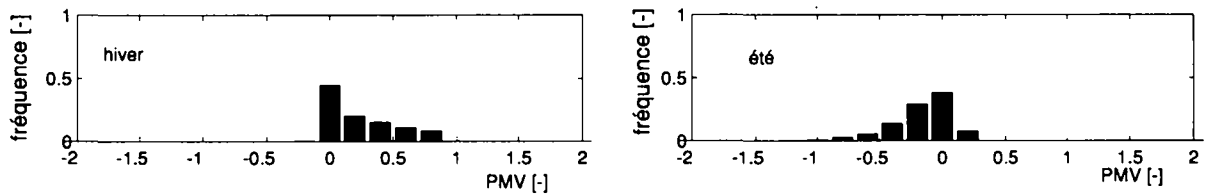


Figure 5 - 18: Histogramme de PMV obtenu pour un store contrôlé par l'algorithme "DELTA": période d'hiver (à gauche) et d'été (à droite).

5.3.5 Besoins en éclairage artificiel

Les besoins en éclairage artificiel du local soumis à divers contrôles automatiques du store sont déterminés en comparant la consommation électrique des luminaires, nécessaire pour maintenir un éclairage intérieur sur le plan de travail de 500 [Lux]. Cette procédure de calcul a été expliquée dans le chapitre 5.2.5. L'algorithme proposé donne des résultats proches du cas où le store est toujours ouvert (voir figure 5 - 19: 505 MJ pour l'algorithme "DELTA", 430 MJ pour le store toujours ouvert et 970 MJ pour le store toujours fermé). Ainsi, la plupart du temps, l'algorithme DELTA laisse passer suffisamment de lumière naturelle pour éviter un recours à l'éclairage artificiel. Dans quelques situations toutefois, l'éclairage artificiel est enclenché, alors que le store n'est pas levé, ceci peut arriver pour éviter des éblouissements lorsque l'angle d'incidence solaire est faible, ceci quel que soit le niveau d'éclairage extérieur. La figure 5 - 19 montre également les apports d'énergie thermique au local (chaud et froid) à titre de comparaison.

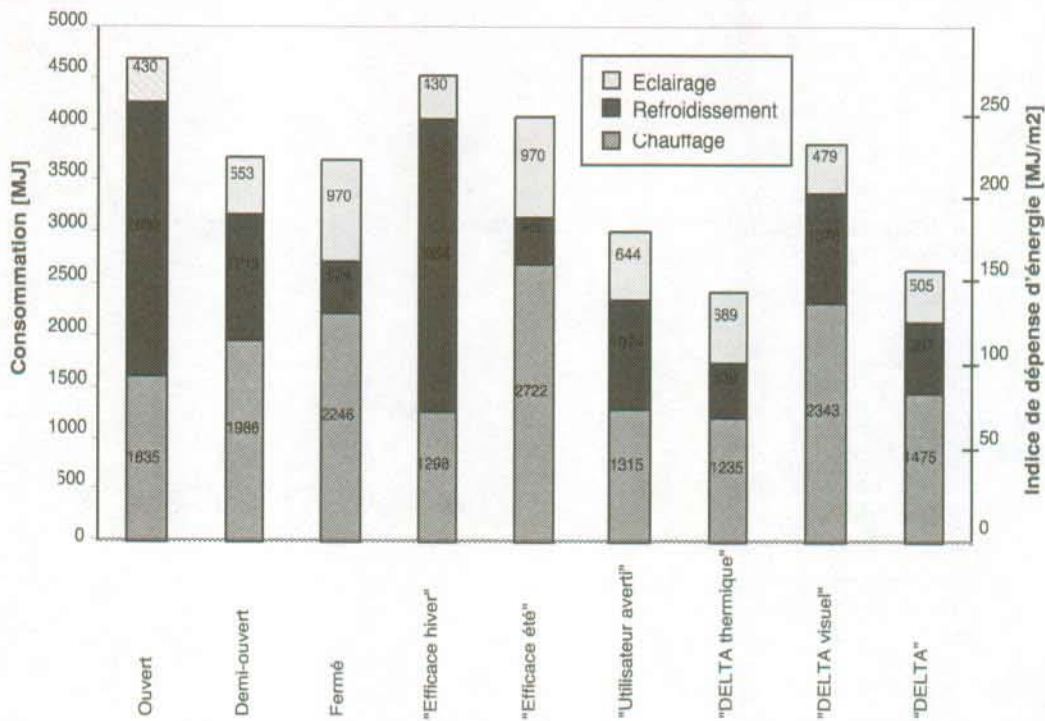


Figure 5 - 19: Consommation d'énergie thermique (chaud et froid) et électrique (éclairage artificiel) pour différentes variantes du contrôle du store (la surface de référence énergétique du local est de 16.7 m²). Pour la représentation graphique les apports de froids sont comptés positivement. Pour l'indice de dépense d'énergie, on considère ici un coefficient de performance de 1 pour la transformation d'énergie primaire en chaleur, en froid et en éclairage (toutes les formes d'énergies ont ici le même poids).

5.3.6 Analyse Eta

La méthode d'analyse Eta, développée au chapitre 4.5, a été appliquée au local pour les différentes variantes de contrôle du store. Elle permet d'évaluer pour chacune de ces situations:

- le coefficient de transfert thermique du bâtiment H0 [W/K]
- le facteur d'utilisation des gains gratuits en période de chauffage (η_c [-]) et en période de refroidissement (η_f [-]).
- la consommation de base H1 [W/K]

La méthode Eta a été appliquée ici en considérant un temps d'intégration d'une semaine, ce qui correspond à la constante de temps du local. Les barres d'erreurs sur H' correspondent ici à une erreur de 0.5 [°C] sur (Ti-Te), et de 5 [W] sur la puissance de chauffage. Les erreurs sur le paramètre mtot (du même ordre que celles sur H') sont ici non représentées.

Les diagrammes Eta correspondant à deux variantes (store toujours ouvert et "DELTA thermique") sont présentés dans les figures 5 - 20 et 5 - 21.

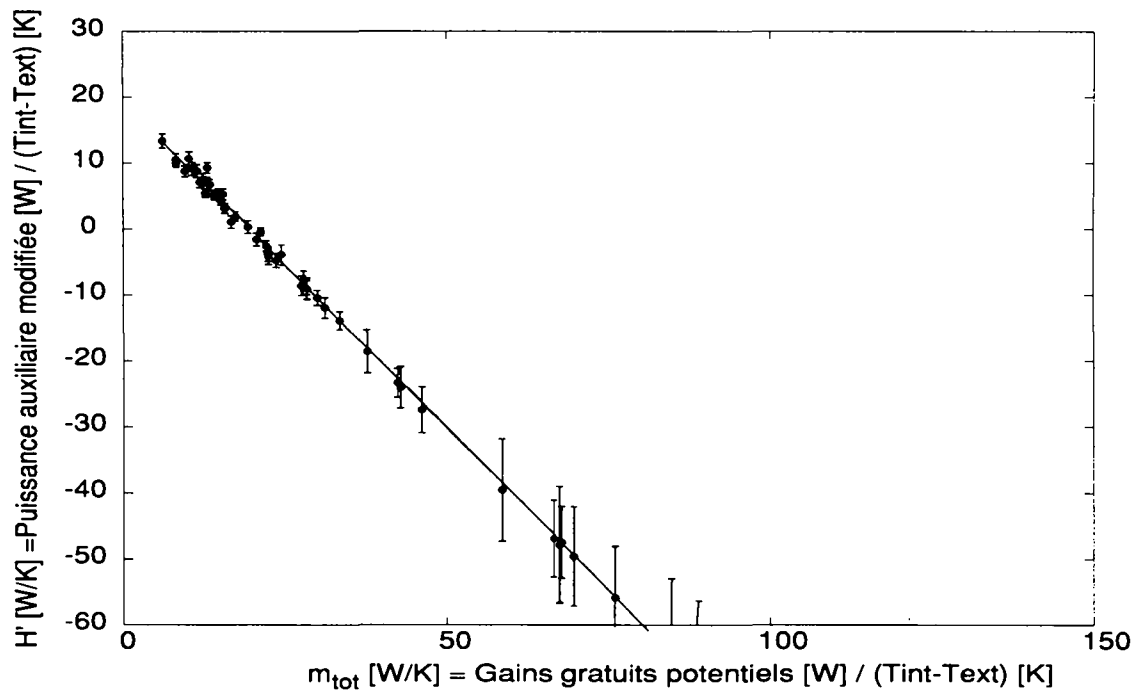


Figure 5 - 20: Diagramme Eta de la variante "store toujours ouvert".

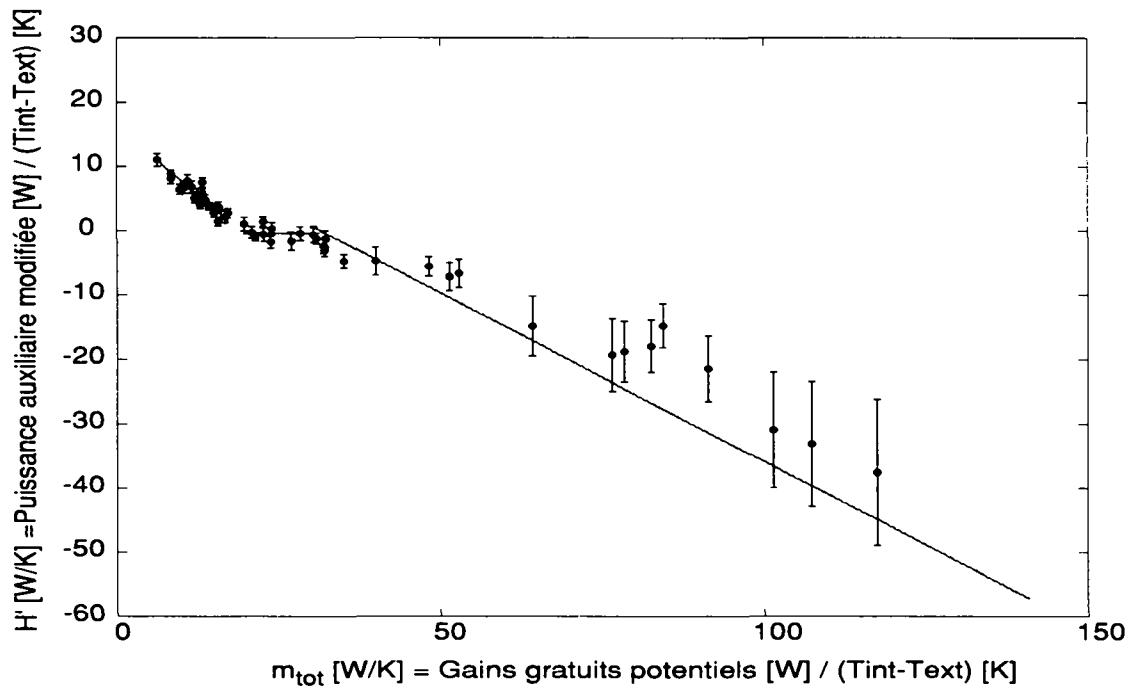


Figure 5 - 21: Diagramme Eta de la variante "DELTA thermique".

La méthode Eta permet de comparer directement et visuellement l'effet sur la consommation d'énergie de contrôleurs de stores différents. Le tableau 5 - 5 résume, pour toutes les variantes simulées, les paramètres interpolés obtenus par la méthode Eta (la méthode de corrélation est décrite au chapitre 4.5.2).

Variante de contrôle de store	H0[W/K]	η_c [-]	η_f [-]	H1[W/K]	m1[W/K]	m2 [W/K]
Références						
ouvert	19.1 ±0.1	0.96 ±0.01	0.98 ±0.01	indet.	19.8	19.4
demi-ouvert	17.4 ±0.1	0.66 ±0.01	0.66 ±0.01	indet	26.3	26.3
fermé	13.9 ±0.1	0.35 ±0.01	0.37 ±0.01	indet	39.5	38
"efficace hiver"	17.4 ±0.1	0.97 ±0.01	1 ±0.01	indet	18	17.5
"efficace été"	15.5 ±0.1	0.36 ±0.01	0.37 ±0.01	indet	43.5	41.8
"utilisateur averti"	17.1 ±0.1	0.94 ±0.01	0.51 ±0.01	-5 ±0.3	23.4	43.1
Variantes automatiques						
"DELTA"	16.6 ±0.1	0.8 ±0.01	0.51 ±0.01	0.3 ±0.3	20.4	32
"DELTA thermique"	16.4 ±0.1	0.87 ±0.01	0.47 ±0.01	-0.1±0.3	19	35.2
"DELTA visuelle"	17.9 ±0.1	0.68 ±0.01	0.56 ±0.01	-1.1±0.3	28.2	34.3

Tableau 5 - 5: Paramètres obtenus par la méthode d'analyse Eta, pour toutes les variantes de contrôle de store simulées.

Les variantes "store toujours ouvert" (pas de contrôle automatique) et "DELTA thermique" (contrôle automatique optimisant les aspects thermique) dont les diagrammes Eta sont représentés dans les figures 5 - 20 et 5 - 21 sont comparées de manière détaillée ci-dessous sur la base du tableau 5 - 5. Elles ont été appelées ci-dessous "cas a" et "cas b" pour simplifier l'écriture.

- Le coefficient de transfert thermique H0 est de 16.4 [W/K] pour le cas b (DELTA thermique) contre 19.1 [W/K] pour le cas a (store ouvert). Ceci s'explique par l'effet d'isolation thermique obtenu par la fermeture nocturne des stores.
- Le facteur d'utilisation des gains gratuits est proche de 1 pour le cas a, puisqu'aucun gain solaire potentiel n'est rejeté. En période de chauffage, le cas b permet également un facteur d'utilisation élevé des gains gratuits ($\eta_c = 0.87$).
- Durant la période de refroidissement, les résultats sont par contre très différents ($\eta_f \sim 1$ pour le cas a et $\eta_f \sim 0.5$ pour le cas b). Dans le cas b, beaucoup de gains solaires sont rejetés afin de réduire les besoins de refroidissement.
- Les valeurs de m1 et m2 indiquent, respectivement, des valeurs de m_{tot} correspondant au "non-chauffage" et au "non refroidissement". Pour les cas a et b, les valeurs de m_1 obtenues sont similaires (à cause d'un comportement proche en période de chauffage). Pour m_2 , on constate que $m_2(\text{cas a}) < m_2(\text{cas b})$. Cela signifie que la gestion efficace de l'algorithme DELTA thermique permet d'éviter plusieurs jours de refroidissement durant l'année (tous les jours pour lesquels $m_{tot} < m_2$ (cas b)).

Parmi les autres résultats du tableau 5 - 5, on note que:

- Les valeurs des facteurs d'utilisation des gains gratuits (η_c et η_f) des variantes "store ouvert" et "efficace hiver" sont proches de 1. En effet ces deux variantes correspondent à une acceptation maximale des gains solaires par une ouverture complète et permanente du store durant la journée.
- Les valeurs des facteurs d'utilisation des gains gratuits des variantes "stores fermés" et "efficace été" sont faibles (0.36). Pour ces deux cas, les stores sont toujours fermés durant la journée. Les gains gratuits sont donc limités aux gains directs transmis à travers le store, aux gains internes et accessoirement aux gains indirects dus à l'échauffement des murs et des vitrages par le rayonnement solaire.
- Les coefficients de transfert thermique sont plus faibles pour les variantes fermant le store de nuit (store fermé, "efficace été", "DELTA", "DELTA thermique" et "utilisateur averti").

5.3.7 Etude de sensibilité de l'algorithme

Effet de l'occupant

Dans tous les cas simulés, l'utilisateur ne modifie pas la position de store manuellement. Le contrôle automatique en regard des conditions de confort visuel étant supposé déjà simuler un utilisateur très demandant. Toutefois, afin de quantifier l'effet du comportement des utilisateurs sur la consommation d'énergie, quelques comportements aléatoires ont été testés. Le tableau 5 - 6 montre les résultats obtenus:

Variante de contrôle	Chauffage [MJ]	Refroidissement [MJ]
référence	1470	-838
p=0.2	1464	-868
p=0.4	1442	-908
p=0.6	1439	-925

Tableau 5 - 6: Effet du comportement de l'utilisateur sur la consommation d'énergie thermique. Le paramètre p est équivalent à la probabilité que l'utilisateur modifie la position du store dans l'heure qui suit (la position est choisie uniformément dans l'intervalle [0: fermé, 1: ouvert]).

On peut observer dans ce tableau que:

- Les perturbations de l'utilisateur n'influencent que peu la consommation totale puisque les variations obtenues n'excèdent pas 3% dans le pire des cas.
- Les modifications des utilisateurs diminuent les besoins de chaud et augmentent ceux de froid. On peut en déduire que les utilisateurs simulés ici laissent, en moyenne, rentrer davantage de gains solaires en ouvrant les stores.
- Un utilisateur au comportement moins aléatoire pourrait bien sûr modifier ces résultats en augmentant ou diminuant les besoins thermiques du local.

Effet du paramètre d'isolation du store

La résistance thermique surfacique additionnelle, due à la présence du store a été modifiée de manière à quantifier l'effet du store sur la consommation de chaleur. L'algorithme utilisé pour le contrôle du store pour ces simulations est la variante "DELTA thermique" (ce qui permet d'obtenir les coefficients de transfert thermique les plus bas), sans occupation des locaux (pas de gains internes associés, ce qui explique les valeurs élevées de consommation de chaud dans le tableau 5 - 7).

R [m ² K/W]	H0 [W/K]	Consommation chaleur [MJ]
0.075 (store très peu isolant, perméable)	17.3	2050
0.15 (store peu isolant, valeur choisie en général équivalente à une lame d'air)	15.9	1775
0.30 (store isolant)	14.6	1471

Tableau 5 - 7: Effet de la valeur de la résistance thermique du store sur la consommation de chaleur et le coefficient de transfert thermique. Le paramètre H0 est obtenu par la méthode Eta appliquée sur les résultats d'une année de simulation pour les trois variantes.

L'utilisation d'un store possédant une résistance thermique importante permet de réduire de manière importante le coefficient de transfert thermique du local testé. L'effet d'isolation obtenu fait passer la valeur H0 de 17.3 (store très peu isolant) à 14.6 [W/K] (store isolant). La consommation de chaleur passe, elle, de 2050 à 1471 [MJ]. Il est à relever qu'un tel résultat est obtenu uniquement si un contrôle automatique efficace du store est utilisé. En particulier de nuit et durant la période d'hiver, un effet d'isolation sera obtenu en fermant les stores.

Définition des variables floues

Décalage de la définition de la variable floue "saison"

La variable floue "saison" a été définie au chapitre 4.4.1 à partir de la température extérieure moyenne. La température de non-chauffage du bâtiment permet de centrer la valeur floue "mi-saison" de cette variable. Afin d'évaluer l'efficacité de la méthode, les définitions des valeurs de la variable saison ont été décalées de -4 [°C] à +4 [°C] autour de la température de non-chauffage estimée à 10 [°C] pour le local testé. Pour évaluer l'effet de ce paramètre sur la consommation d'énergie, l'algorithme "DELTA thermique" a été utilisé, et une simulation menée pour chaque nouvelle définition de la saison. Les résultats obtenus sur les consommations (chauffage, refroidissement, éclairage et total) sont donnés dans la figure 5 - 22.

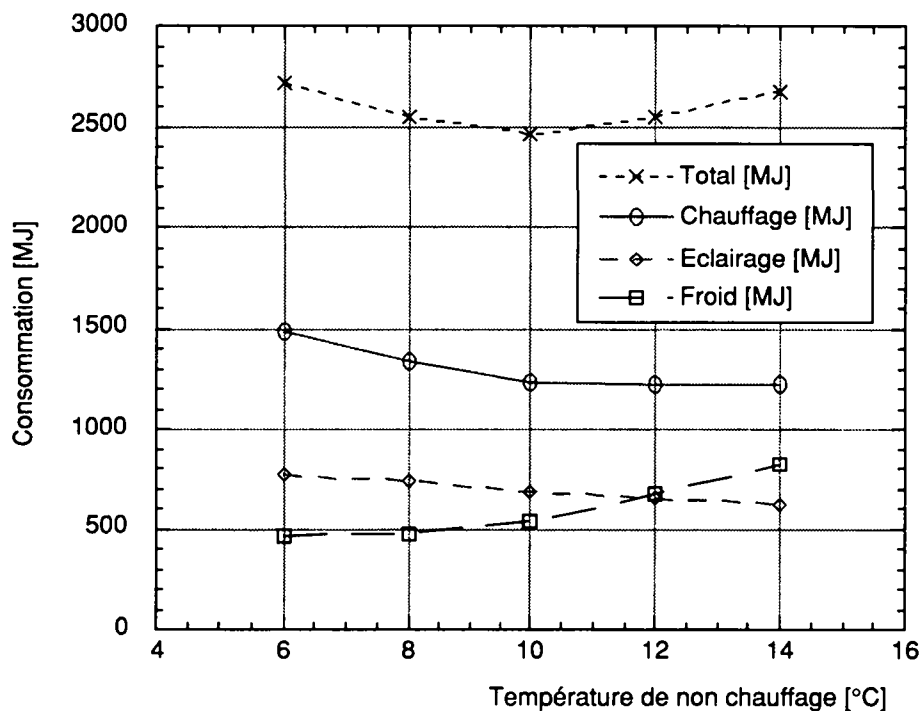


Figure 5 - 22: Consommations (chauffage, refroidissement, éclairage et total) obtenues en décalant la définition de la variable floue "saison" de +4 à -4 [°C] autour de la température de non-chauffage définie à 10 [°C]. Pour la représentation graphique les apports de froids sont comptés positivement. Pour le total chaud + abs(froid) + éclairage, on considère ici un coefficient de performance de 1 pour la transformation d'énergie primaire en chaleur et en froid.

On constate que la définition floue de la saison choisie au chapitre 4.4.1 avec une température de non-chauffage de 10 [°C] permet la consommation totale minimale. De manière générale, la figure 5 - 22 montre que la consommation de chaud diminue lorsque l'on décale la définition de la saison vers des températures plus chaudes, alors que la consommation de froid augmente. On peut l'expliquer ainsi: si la saison est décalée vers des températures extérieures plus chaudes, davantage de jours vont correspondre à la valeur floue "hiver" pour laquelle, selon la base de règle, on favorise l'acceptation des gains solaires à travers le store. Par conséquent, la consommation de chaud a tendance à diminuer, mais celle de froid, à augmenter, car on accepte

des gains solaires pour certains jours où l'on devrait les rejeter. Si la valeur optimale de la température de non-chauffage pour le local simulé est bien de 10 [°C], ce paramètre n'est pas trop sensible puisque pour une variation de ± 2 [°C] autour de cette valeur (ce qui est déjà large pour une estimation de ce paramètre) la consommation totale (chaleur, froid et éclairage) varie de 3.5%.

Elargissement et resserrement de la saison

Après l'avoir décalée, la définition de la saison a également été "resserrée" puis "élargie". Ces nouvelles définitions sont données dans la figure 5 - 23.

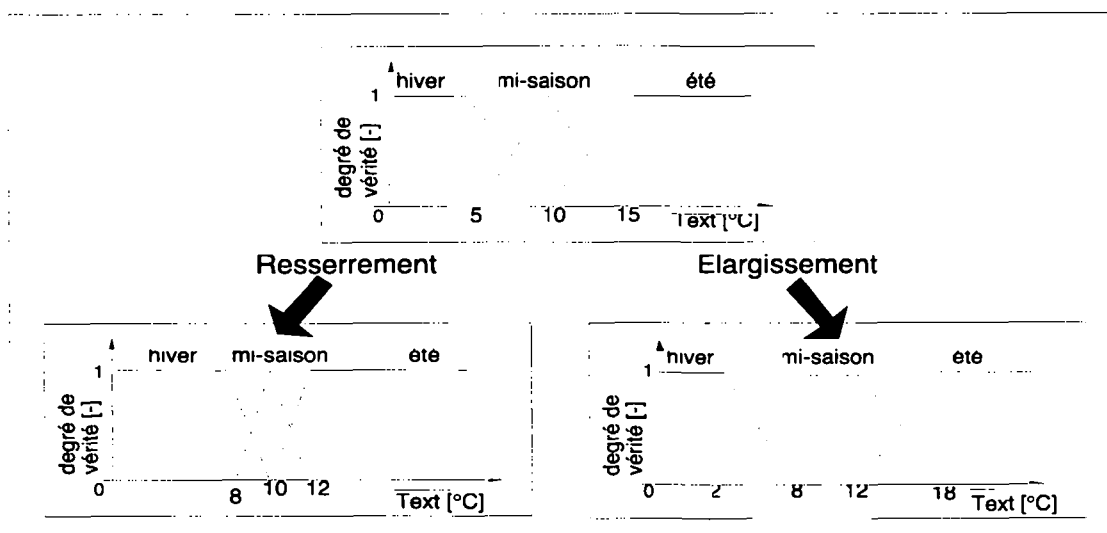


Figure 5 - 23: Resserrement et élargissement de la définition de la variable floue saison.

Pour évaluer l'effet de ces nouvelles définitions sur la consommation d'énergie, l'algorithme "DELTA thermique" a été utilisé également ici. Les résultats obtenus sur les consommations (chauffage, refroidissement, éclairage et total) sont donnés dans le tableau suivant.

Définition de la saison	Chaleur [MJ]	Froid [MJ]	Eclairage [MJ]	Total [MJ]
normale	1235	-539	689	2463
resserrée	1266	-510	727	2503
élargie	1228	-657	640	2525

Tableau 5 - 8: Consommation obtenues pour trois définitions différentes de la variable floue "saison".

La différence sur la consommation totale est très faible (2-3%) pour les deux variantes par rapport à la définition de la saison du chapitre 4.4.1.

Symétrisation de la variable floue "puissance de chauffage"

La définition du chapitre 4.4.1 pour la variable floue "puissance de chauffage" n'est pas symétrique entre le chauffage et le refroidissement, afin de donner un poids plus important au refroidissement, pour lequel le coût associé est généralement plus élevé (énergie électrique). Afin de quantifier l'impact réel de cette asymétrie, une simulation comparative (algorithme "DELTA thermique") a été menée en utilisant une définition symétrique pour la puissance de chauffage. Les résultats obtenus sont donnés dans le tableau suivant.

Définition de la puissance de chauffage	Chaleur [MJ]	Froid [MJ]	Eclairage [MJ]	Total [MJ]
symétrique entre le chaud et le froid	1234	-538	689	2461
asymétrique	1235	-539	689	2463

Tableau 5 - 9: Consommation obtenues pour deux définitions différentes de la variable floue "puissance de chauffage".

On constate que l'effet est totalement négligeable sur la consommation du local (consommation totale de 2461 MJ pour la version symétrique et 2463 MJ pour la version non symétrique). On ne constate pas non plus de différence sur la consommation de froid.

5.4 Gestion biomimétique du chauffage

Afin d'évaluer l'efficacité de la régulation de chauffage biomimétique, proposée au chapitre 4.3 et de la comparer à d'autres régulations de références, plusieurs simulations ont été menées. Celles-ci permettent de tester différentes stratégies de contrôle sur une saison de chauffage. La comparaison des régulations de chauffage porte sur les critères suivants:

- consommation d'énergie (chaleur),
- confort thermique,
- gestion de l'intermittence,
- caractéristiques "Eta",
- fonctionnement à l'initialisation.

5.4.1 Définition des variantes de régulation

Plusieurs régulations utilisées dans la pratique ont été évaluées par simulations, afin d'obtenir une référence pour la régulation biomimétique. Dans ce but, 4 régulations de type conventionnel, décrites dans le tableau 5 - 10, ont été programmées en utilisant les algorithmes réels de systèmes commerciaux [Sau 96]. La régulation la plus simple est basée sur le principe de la 'courbe de chauffage' qui décrit la température de départ du circuit d'eau en fonction de la température extérieure. Les autres régulations sont des améliorations apportées à ce principe de base

1. correction selon la température intérieure du local et/ou le rayonnement solaire,
2. adaptation automatique de la courbe de chauffage,
3. anticipation 'start/stop' de l'horaire d'occupation.

Ces différentes régulations reposent sur les principes les plus couramment utilisés dans la pratique et se retrouvent dans plusieurs produits de fabricants divers [OFQ 87].

Dénomination de la régulation conventionnelle	Senseurs			Principe de contrôle	Remarque
	Température		rayonnement solaire		
	extérieure	intérieure			
(1) standard	√	–	–	boucle ouverte asservie sur la température extérieure	Un des systèmes les plus courants en Suisse, mal adapté aux bâtiments dont la température extérieure n'est pas la perturbation principale (bâtiments bien isolés avec gains gratuits).
(2) évoluée	√	√	–	(1) + correction selon la température intérieure	Equivalent au système: sonde extérieure + vanne thermostatique.
(3) performante	√	√	–	(2) + adaptations automatique de la courbe de chauffage; anticipation start/stop adaptative	Adapté aux bâtiments avec une utilisation intermittente.
(4) très performante	√	√	√	(3) + correction selon le rayonnement solaire	Tient compte des gains solaires.

Tableau 5 - 10: Description des différentes variantes de régulations commerciales simulées.

Quelques variantes de la régulation biomimétique NEUROBAT ont également été évaluées sur la même période, leur description est donnée dans le tableau 5 - 11.

Dénomination	Senseurs			Principe de contrôle	but de la simulation
	Température		rayonnement solaire		
	extérieure	intérieure			
(5) NEUROBAT	√	√	√	contrôle optimal + modèles neuronaux (bâtiment et météorologie)	
(6) NEUROBAT avec prévision météo idéale	√	√	√	(5) + prédiction parfaite du climat (Rayonnement solaire et température extérieure)	Evaluer le potentiel d'une prédiction météo parfaite
(7) NEUROBAT avec "pause de midi"	√	√	√	(5) + horaire d'occupation: 8h à 12h, 14h à 18h	Evaluer le potentiel d'économie d'un horaire d'occupation plus précis
(8) NEUROBAT avec "horaire du soir"	√	√	√	(5) + horaire d'occupation: 10h30 à 14h, 15h30 à 20h	Evaluer le potentiel d'économie d'un horaire d'occupation plus précis

Tableau 5 - 11: Description des variantes simulées pour la régulation biomimétique.

5.4.2 Etude qualitative du fonctionnement des régulations

Deux périodes (hiver et mi-saison) ont été retenues afin d'évaluer et de comparer qualitativement les performances de trois régulations de chauffage (conventionnelle standard et performante, régulation NEUROBAT).

Période	date	caractéristiques de la période
hiver	1.1 au 8.1	période peu ensoleillée ($20 [W/m^2] \leq Gh(max) \leq 220 [W/m^2]$) température extérieure basse/moyenne ($-1 [^{\circ}C] \leq T_{ext} \leq 9 [^{\circ}C]$) jours 1 et 2 non occupés (week-end) et occupation de 8h à 18h pour les jours 3 à 7 (jours de semaine)
mi-saison	24.3 au 31.3	ensoleillement variable ($300 [W/m^2] \leq Gh(max) \leq 700 [W/m^2]$) température extérieure moyenne ($+1 [^{\circ}C] \leq T_{ext} \leq 9 [^{\circ}C]$) jours 84 et 85 non occupés (week-end) et occupation de 8h à 18h pour les jours 86 à 90 (jours de semaine)

Tableau 5 - 12: Périodes retenues dans l'analyse qualitative de la régulation biomimétique

Période d'hiver

Les conditions météo de cette période (température extérieure et rayonnement solaire) sont données par les figures 5 - 24 et 5 - 25. Les apports de chaleur et la température intérieure sont donnés en figure 5 - 26 et 5 - 27 pour la régulation conventionnelle standard, en figure 5 - 28 et 5 - 29

pour la régulation conventionnelle performante et en figure 5 - 30 et 5 - 31 pour la régulation NEUROBAT.

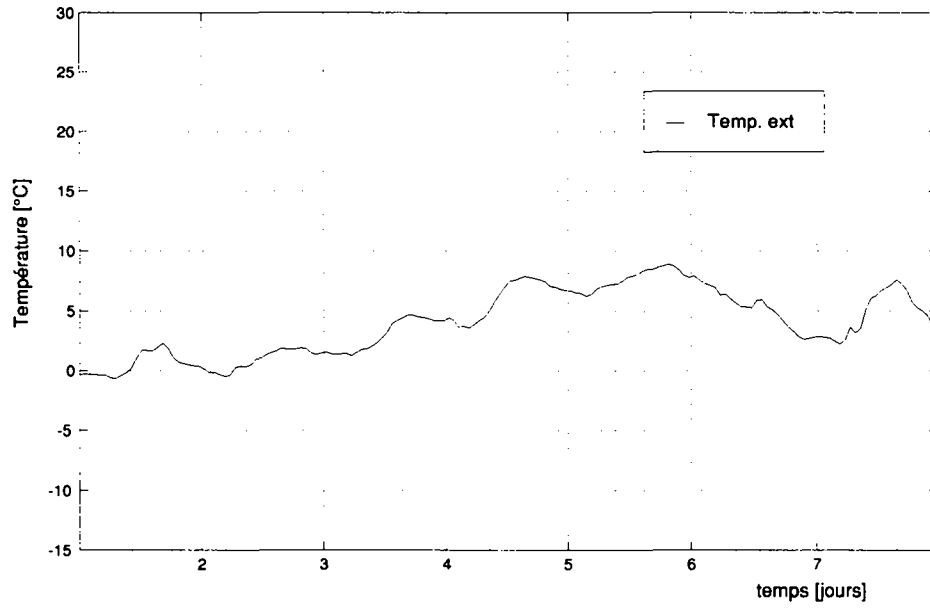


Figure 5 - 24: Température extérieure durant la période d'hiver.

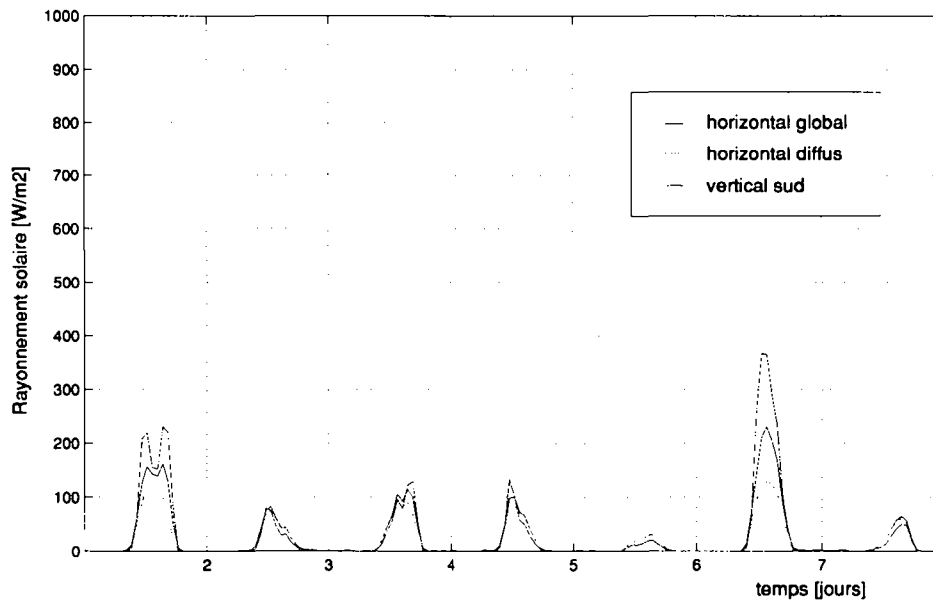


Figure 5 - 25: Rayonnement solaire (global, diffus, global sud) durant la période d'hiver.

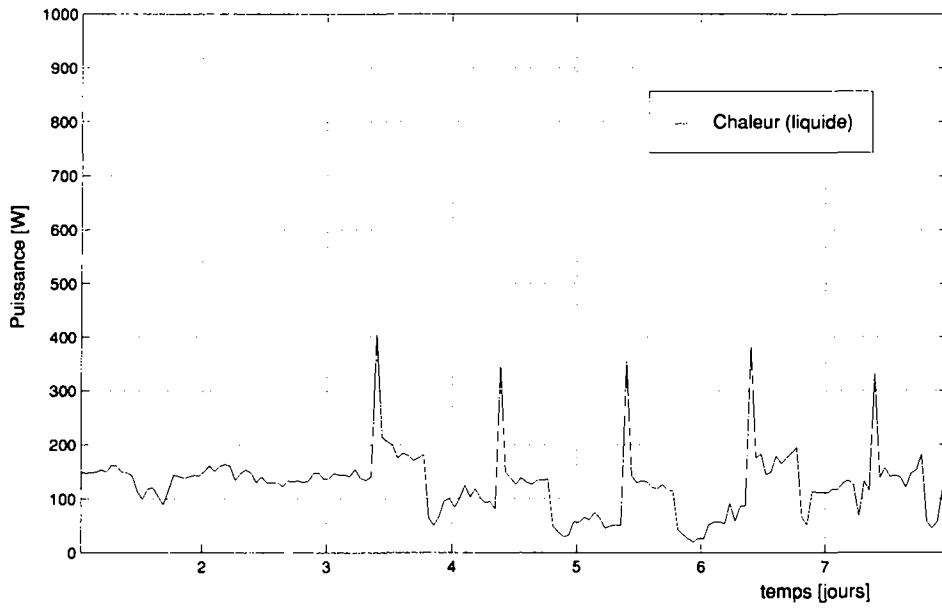


Figure 5 - 26: Apport de chaleur au fluide caloporteur: régulation conventionnelle standard.

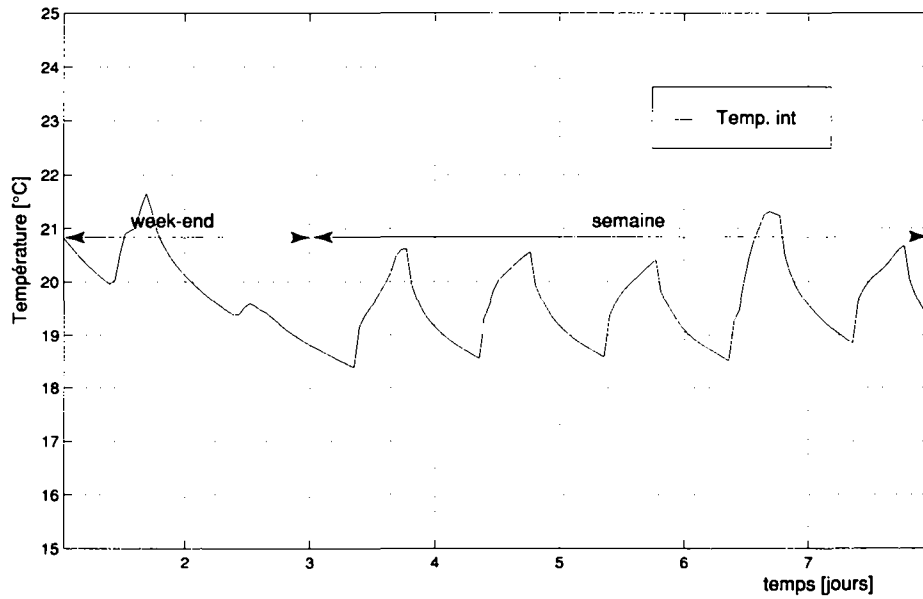


Figure 5 - 27: Température intérieure: régulation conventionnelle standard.

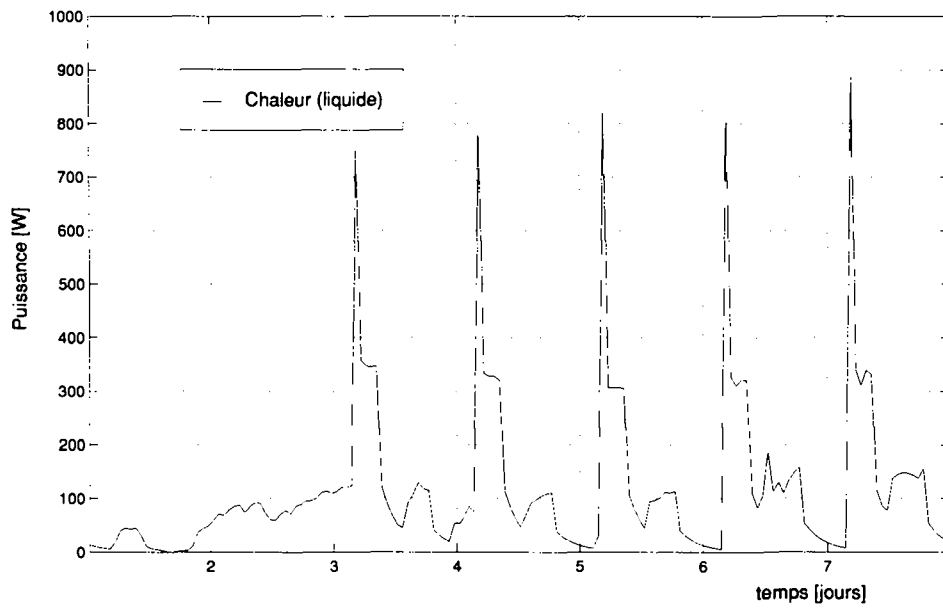


Figure 5 - 28: Apport de chaleur au fluide caloporteur: régulation conventionnelle performante.

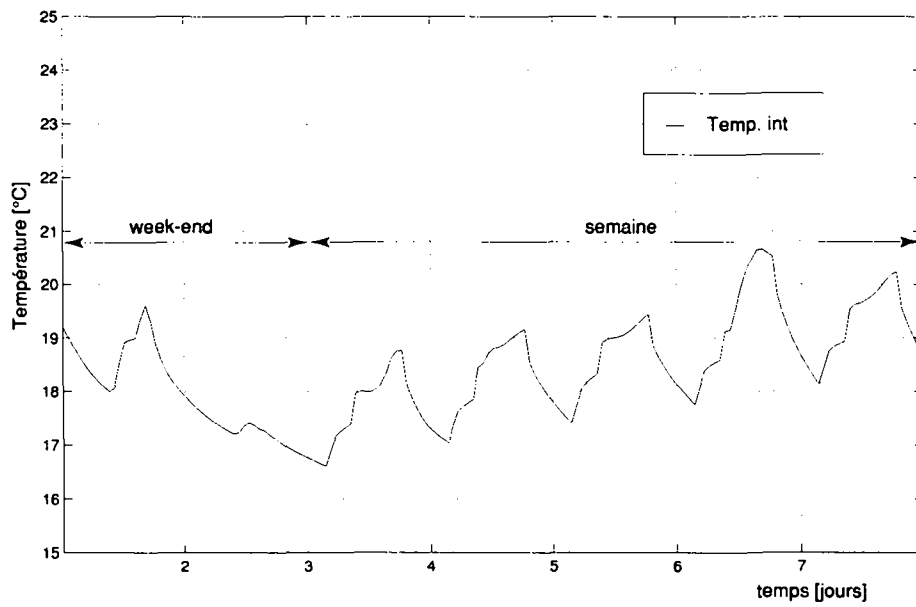


Figure 5 - 29: Température intérieure: régulation conventionnelle performante.

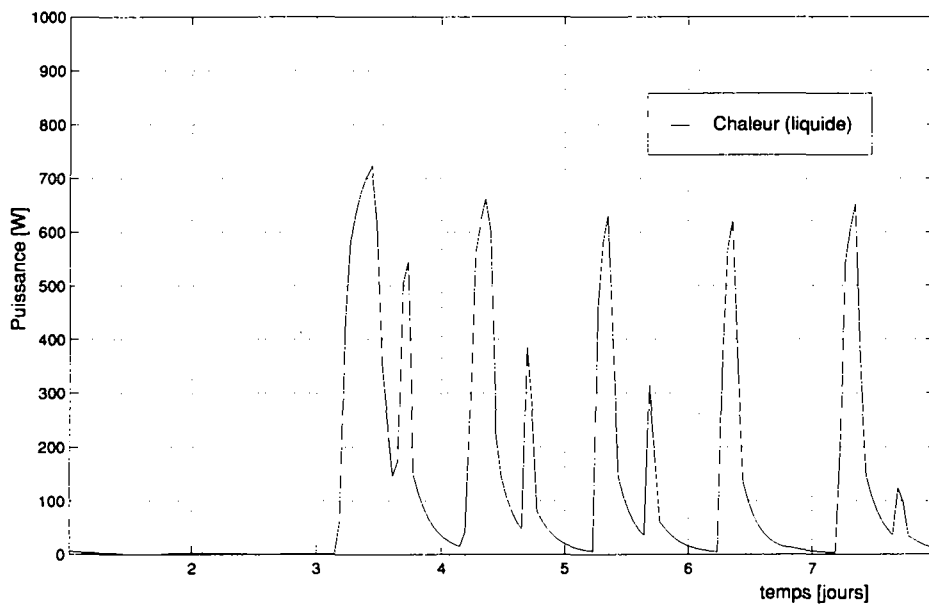


Figure 5 - 30: Apport de chaleur au fluide caloporteur: régulation NEUROBAT.

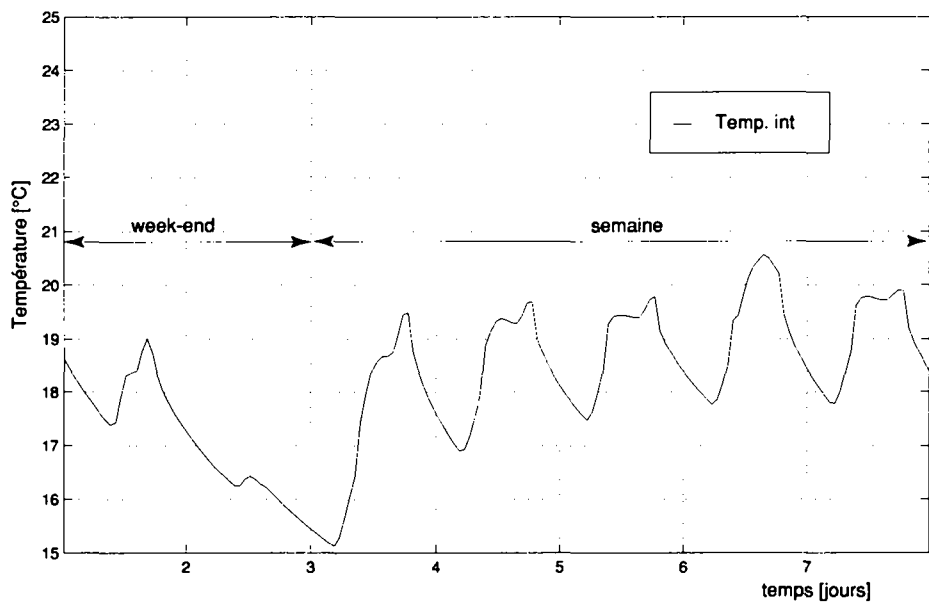


Figure 5 - 31: Température intérieure: régulation NEUROBAT.

Les observations suivantes peuvent être formulées à propos des figures 5 - 26 à 5 - 31:

- La régulation conventionnelle standard, qui n'effectue pas d'anticipation sur l'horaire d'occupation du local, maintient des apports de chaleur significatifs en dehors de l'occupation. Cela se traduit par une consommation importante de chaleur durant le week-end, mais qui permet, sur cette période, un confort thermique proche de l'optimum durant la semaine (pas de problème de relance le lundi matin).
- La régulation conventionnelle performante permet de réduire le chauffage le week-end et de nuit, mais la relance pose problème: le lundi, la température intérieure est trop basse (18.5 °C en moyenne durant l'occupation) et ce n'est que le jeudi que l'écart de température est rattrapé complètement.

- La régulation NEUROBAT coupe complètement le chauffage le week-end. La relance du lundi matin pose pourtant moins de problèmes que dans le cas précédent: même en partant d'une température plus basse (15°C à 2h le lundi, contre 16.5 °C pour le cas précédent), on atteint une valeur moyenne de 19°C pendant l'occupation. Pour améliorer encore la relance, on peut:
 - Augmenter l'horizon d'optimisation. En effet, l'horizon de 6 heures n'est pas suffisant ici pour rattraper le retard cumulé pendant le week-end (puissance maximale dès 2 heures du matin, soit 6 heures avant l'occupation du local).
 - Limiter la chute de température en dehors de l'occupation. On peut obtenir ce résultat en augmentant légèrement la valeur du paramètre Cp de la fonction de coût en dehors de l'occupation (au lieu de la mettre à 0) [Bau 96].

Période de mi-saison

Les conditions météorologiques de cette période (température extérieure et rayonnement solaire) sont données par les figures 5 - 32 et 5 - 33. Les apports de chaleur et la température intérieure sont donnés en figure 5 - 34 et 5 - 35 pour la régulation conventionnelle standard, en figure 5 - 36 et 5 - 37 pour la régulation conventionnelle performante et en figure 5 - 38 et 5 - 39 pour la régulation NEUROBAT.

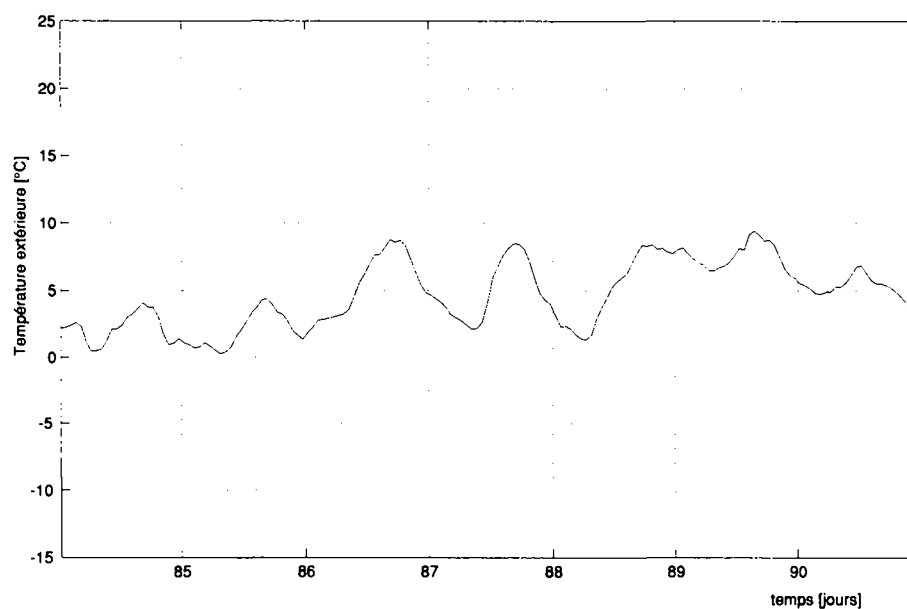


Figure 5 - 32: Température extérieure durant la période de mi-saison.

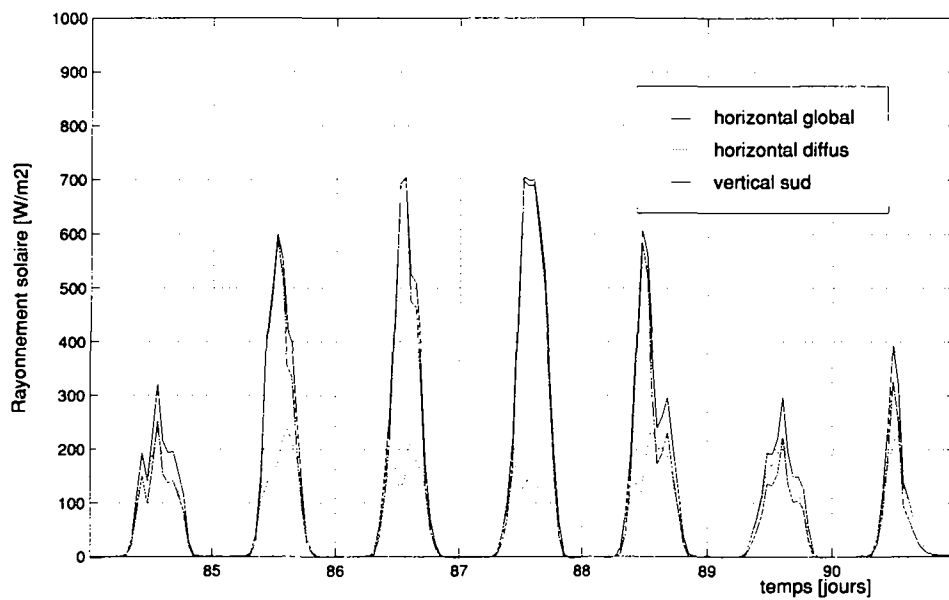


Figure 5 - 33: Rayonnement solaire (global, diffus, global sud) durant la période de mi-saison.

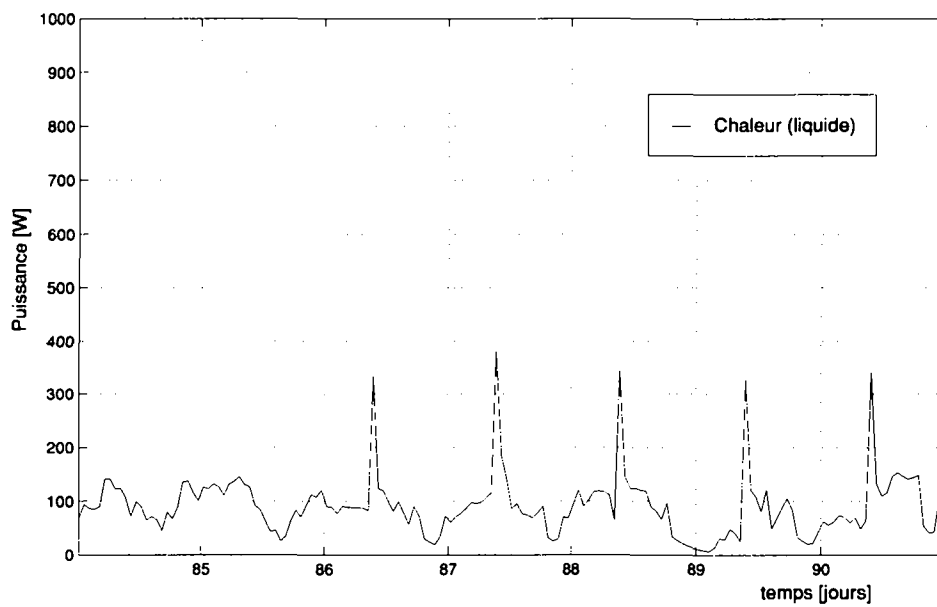


Figure 5 - 34: Apport de chaleur au fluide caloporteur: régulation conventionnelle standard.

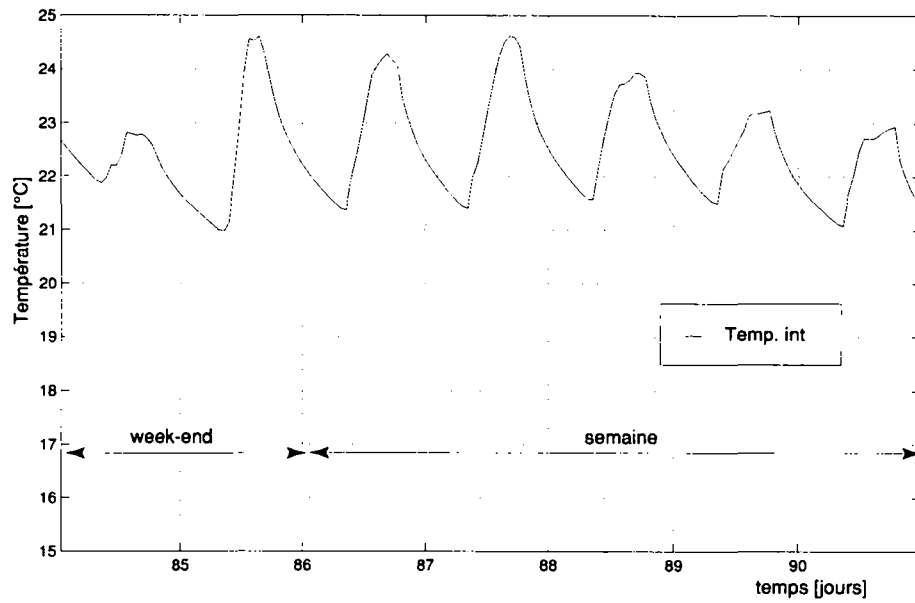


Figure 5 - 35: Température intérieure: régulation conventionnelle standard.

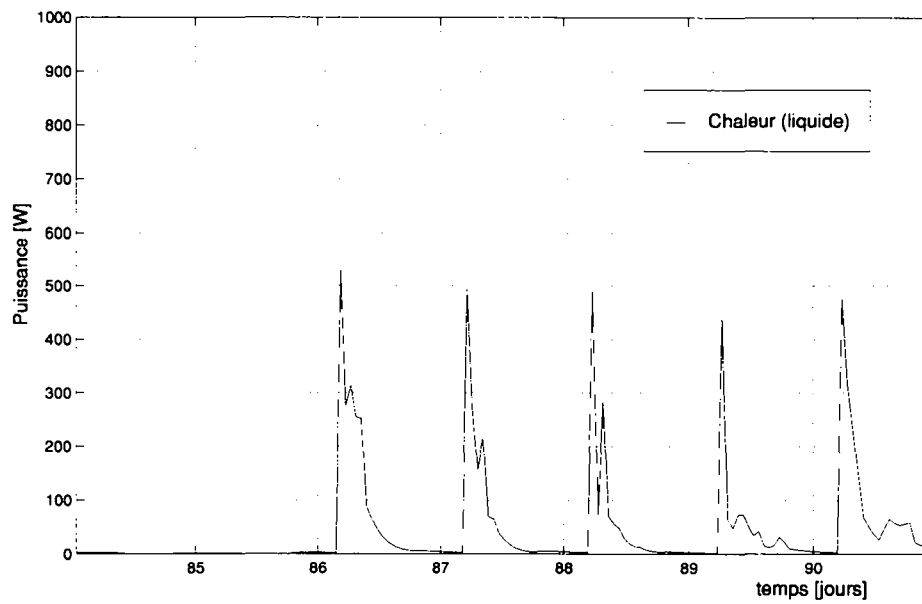


Figure 5 - 36: Apport de chaleur au fluide caloporteur: régulation conventionnelle performante.

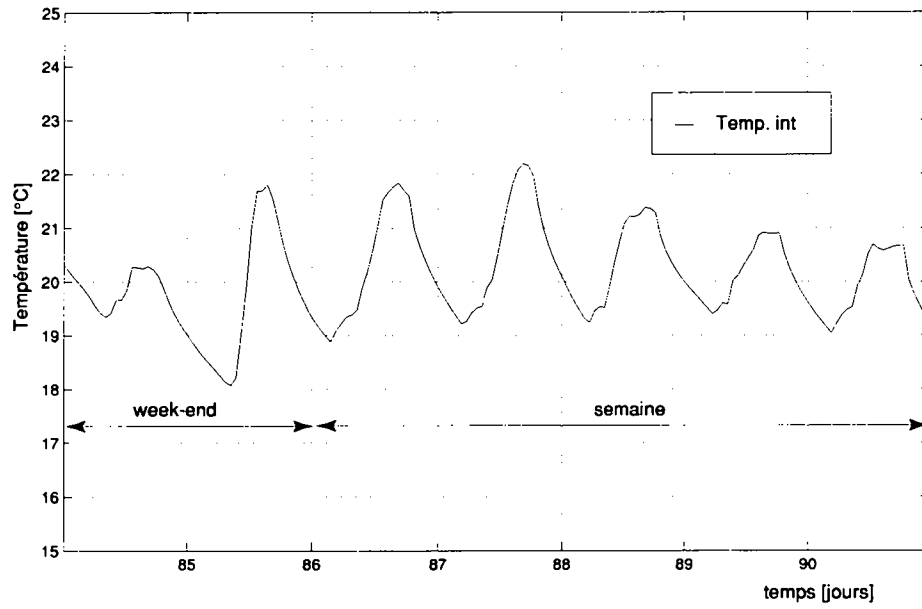


Figure 5 - 37: Température intérieure: régulation conventionnelle performante.

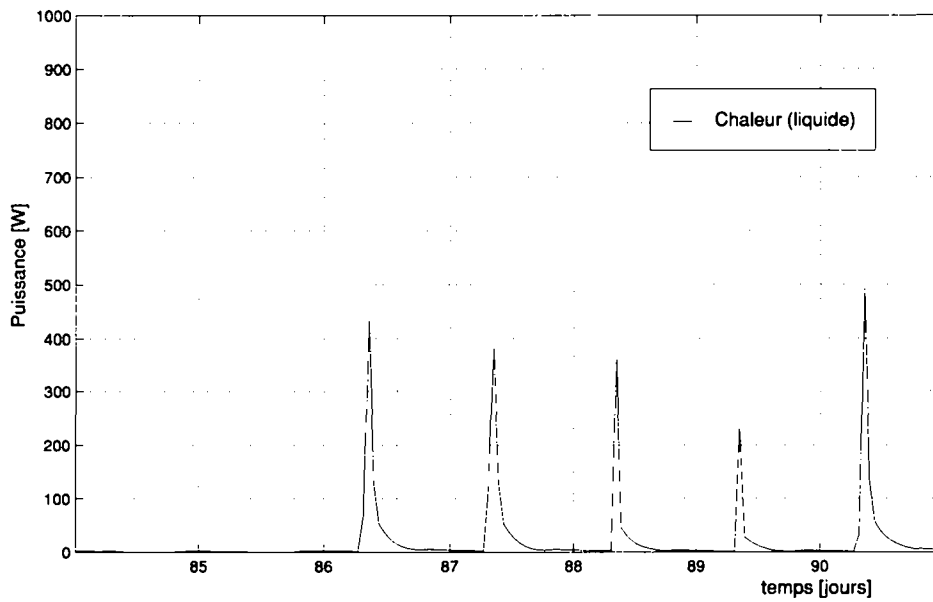


Figure 5 - 38: Apport de chaleur au fluide caloporteur: régulation NEUROBAT.

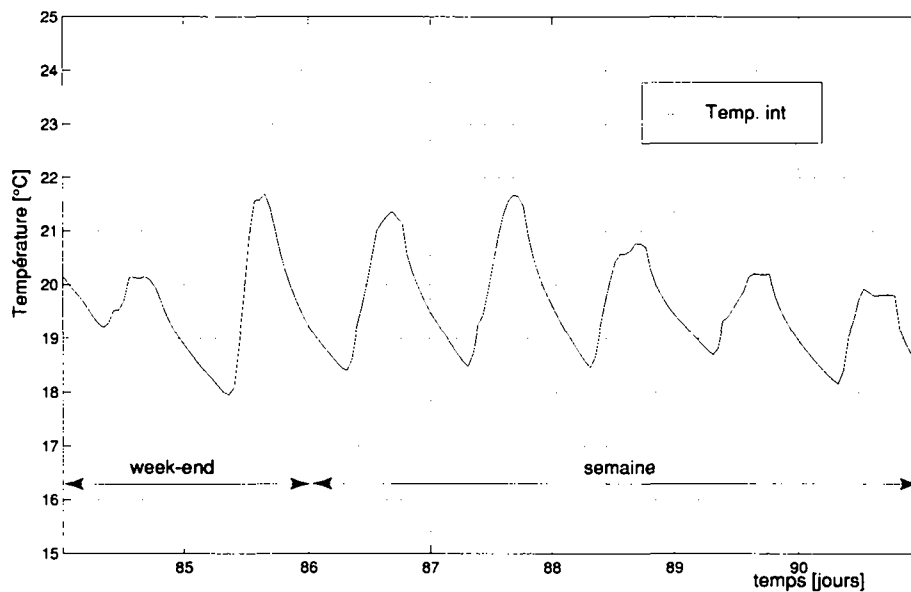


Figure 5 - 39: Température intérieure: régulation NEUROBAT.

Les observations suivantes peuvent être formulées à propos des figures 5 - 34 à 5 - 39:

- La régulation conventionnelle standard ne tenant compte, ni de la température intérieure, ni des apports solaires, la consommation est trop élevée et occasionne quelques surchauffes (température intérieure proche de 24.5 °C l'après-midi).
- La régulation conventionnelle performante limite les apports de chaleur, cependant la température est légèrement trop élevée par rapport à la consigne
- La régulation NEUROBAT, tenant compte des apports solaires futurs, réduit fortement les apports de chaleur: le confort thermique est proche de l'optimal (variation autour de la consigne de 20 °C durant l'horaire d'occupation).

5.4.3 Résultats quantitatifs sur la saison de chauffage

Les résultats obtenus (chaleur consommée, gains solaires et autres, coût) pour les régulations conventionnelles sur la saison de chauffage 82/83 sont donnés dans le tableau 5 - 13. Les régulations munies de modèles adaptatifs ont été entraînées préalablement sur la saison précédente 81/82.

	Régulations conventionnelles			
	standard	évolué	performant	très performant
Nombre de jours simulés [jours]	212	212	212	212
Nombre d'heures d'occupation [h]	1510	1510	1510	1510
Chaleur (fluide) [MJ]	1626	1295	1183	1177
Chaleur (local) [MJ]	1477	1175	1073	1068
Gains solaires directs [MJ]	2395	2395	2395	2395
Gains solaires potentiels [MJ]	4105	4105	4105	4105
Eclairage [MJ]	425	425	425	425
Personnes et machines [MJ]	544	544	544	544
Coût de l'énergie par jour [-]	0.03	0.03	0.02	0.02
Coût de l'inconfort par jour [-] (pendant l'horaire d'occupation)	3.68	1.77	1.49	1.47
Coût total par jour [-]	3.71	1.80	1.52	1.49

Tableau 5 - 13: Résultats globaux de simulation (chaleur consommée, gains gratuits et coût) sur la saison de chauffage 82/83: régulations conventionnelles de type commerciales. La chaleur fournie au fluide caloporteur inclut les pertes en ligne (par rapport à la chaleur fournie au local), les gains solaires potentiels seraient obtenus avec un store toujours ouvert. Le coût (confort et énergie) est calculé en sommant sur toute la saison, le coût défini au chapitre 4.3.

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos des résultats obtenus:

- La régulation conventionnelle 'standard' consomme davantage que les autres variantes (1626 MJ), le confort thermique est loin de l'optimum (coût de 3.68 pour le confort: voir également figure 5 - 44). Le principe de régulation, ne tenant compte d'aucun apport gratuit en est la cause. Remarquons encore que la consigne de température intérieure (un des paramètre de la courbe de chauffage) a été abaissée à 16 [°C] afin d'obtenir une température intérieure moyenne en période d'hiver effective de 20 [°C]. Sans cette intervention, qui correspond en pratique au réglage 'idéal' du chauffagiste, la consommation s'élève à 2700 [MJ].
- La seconde régulation conventionnelle qui abaisse la courbe de chauffage selon l'écart mesuré entre la température intérieure et la consigne, permet d'abaisser fortement la consommation (1295 [MJ]) et d'optimiser le confort (coût de 1.77). On estime que l'action instantanée de vannes thermostatiques couplée à une régulation conventionnelle standard donne un résultat analogue.
- L'adaptation automatique de la courbe de chauffage et l'optimisation 'start/stop' permet de réduire encore sensiblement la consommation totale (1183 MJ), ceci en améliorant encore le confort thermique (optimisation du confort pendant l'occupation, réduction des surchauffes).
- L'ajout d'une sonde solaire, qui corrige la courbe de chauffage selon le niveau de l'éclairement énergétique horizontal ne modifie quasiment pas la consommation, ni n'améliore le confort par rapport au cas précédent.

Les corrections successives apportées au principe de la courbe de chauffage permettent d'optimiser significativement les performances de la régulation, tant au niveau de la consommation d'énergie, que pour le confort thermique. Toutefois ce principe atteint ses limites puisque l'ajout d'une sonde solaire n'apporte pas d'amélioration significative, alors que les gains solaires fournissent une large part de la chaleur au local simulé. L'action instantanée (réduction des apports) est déjà effectuée par la sonde de température intérieure. C'est une action anticipée, couplée à un modèle de prévision des gains solaires, qui permettrait d'utiliser efficacement la sonde solaire.

Les résultats obtenus pour les différentes variantes de la régulation biomimétique NEUROBAT sont donnés dans le tableau 5 - 14. Ici également les modèles ont été entraînés préalablement sur la saison 81/82. L'effet de cet entraînement est détaillé au chapitre 5.4.7.

	Régulations NEUROBAT			
	standard	prévision orac- cle	Pause de midi	horaire 'du soir'
Nombre de jours simulés [jours]	212	212	212	212
Nombre d'heures d'occupation [h]	1510	1510	1208	1208
Chaleur (fluide) [MJ]	1048	1082	1113	971
Chaleur (local) [MJ]	951	981	1010	881
Gains solaires directs [MJ]	2395	2395	2433	2530
Gains solaires potentiels [MJ]	4105	4105	4105	4105
Eclairage [MJ]	425	425	395	461
Personnes et machines [MJ]	544	544	435	435
Coût de l'énergie par jour [-]	0.02	0.02	0.02	0.02
Coût de l'inconfort par jour [-] (pendant l'horaire d'occupation)	1.09	1.08	0.78	1.12
Coût total par jour [-]	1.11	1.11	0.80	1.14

Tableau 5 - 14: Résultats globaux de simulation (chaleur consommée, gains gratuits et coût) sur la saison de chauffage 82/83: régulations biomimétiques, occupation variable des locaux

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos des résultats obtenus:

- La régulation NEUROBAT, permet de réduire à 1048 [MJ] la consommation sur la saison de chauffage tout en optimisant encore le confort thermique (coût de 1.09). Par rapport à la régulation conventionnelle la plus performante, il s'agit d'une économie d'énergie de 11% et de 27% sur le coût de l'inconfort.
- La variante avec une prévision parfaite du rayonnement solaire consomme légèrement plus de chaleur (+38 MJ), mais offre un confort thermique légèrement supérieur. Ce résultat, s'explique par le fait que la prévision du rayonnement solaire horizontal par le RNA a tendance à 'moyenner' les prévisions vers une valeur intermédiaire, de façon à minimiser l'erreur quadratique de sortie du réseau. En particulier, la prévision surestime les gains solaires lorsque ceux-ci sont faibles. Il y a deux conséquences:
 - La consommation de chaleur est plus importante le matin pour la prévision idéale (car les gains solaires, non surestimés doivent être compensés)
 - Le confort thermique est plus proche de l'optimum le matin pour la prévision idéale, comme en atteste la figure 5 - 40 (car l'optimisation de la fonction de coût effectuée par un modèle de prévision exacte est plus précise).

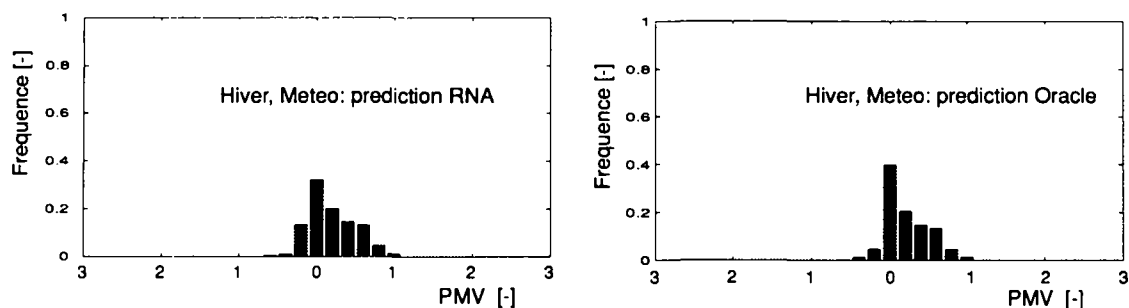


Figure 5 - 40: Comparaison du confort thermique avec la prédiction Neuronale (à gauche) du rayonnement solaire et la prédiction Oracle (à droite)

- La variante comprenant deux heures de pause à midi consomme davantage de chaleur (+65 MJ) par rapport à la variante standard. Ce résultat, à priori surprenant, nécessite les commentaires suivants:
 - Les gains internes dus à l'éclairage et aux personnes/machines sont moins élevés en raison du taux d'occupation restreint (respectivement -30MJ et -109MJ).
 - Les gains solaires sont plus élevés, en raison de la position du store qui n'est plus modifiée hors occupation, en particulier durant la pause de midi (+38 MJ).
 - L'algorithme optimal n'optimise plus le confort de 12h à 14h, or, la plupart du temps, il s'agit d'une période où, à cause des gains solaires, la température intérieure est supérieure à la consigne. L'algorithme va donc moins réduire ses apports le matin puisque les surchauffes de 12h à 14h ne sont plus pénalisantes pour le confort thermique. Le confort thermique s'approche donc davantage de l'optimal le matin, mais au prix d'une légère surconsommation énergétique.
- Le coût associé au confort thermique pour la variante comprenant deux heures de pause à midi est inférieur au coût de la variante standard. Cela s'explique par la réduction matinale inférieure (voir ci-dessus) et par les surchauffes hors occupations de 12h à 14h qui ne sont plus comptabilisées dans le coût.
- Pour la variante avec horaire du soir (occupation de 10h30 à 14h et de 15h30 à 20h), la consommation de chaleur est inférieure à la variante standard (-77MJ). Quelques commentaires sont également nécessaires ici:
 - Les gains internes dus aux personnes/machines sont moins élevés en raison du taux d'occupation restreint (-109MJ).
 - Les gains internes dus à l'éclairage sont par contre plus élevés à cause de l'occupation nocturne (+36 MJ).
 - Les gains solaires sont plus élevés, en raison de la position du store qui n'est plus modifiée hors occupation, en particulier avant 10h30 et de 14h à 15h30 (+145 MJ)
- Le coût associé au confort thermique pour la variante avec horaire du soir est similaire à la variante standard.

La régulation NEUROBAT permet de réduire significativement la consommation et d'améliorer le confort thermique des occupants par rapport à toutes les régulations conventionnelles simulées, même les plus performantes. De plus la régulation NEUROBAT permet un choix quelconque de l'horaire d'occupation sans problème particulier de relance. Dans tous les cas les apports de chaleur et le confort thermique sont optimisés sur six heures. Dans quelques situations, la consommation de chaleur peut augmenter pour un horaire de confort réduit, mais dans ce cas, soit le confort thermique est amélioré, soit c'est la consommation électrique des gains internes qui diminue.

5.4.4 Apports de chaleur

Afin de comparer le fonctionnement des régulations du point de vue des apports de chaleur, ceux-ci ont été évalués en valeurs moyennes sur les heures du jour et pour trois périodes différentes (hiver complet, mois de janvier, mois de mars). Cette méthode ne permet pas de distinguer les comportements spécifiques lors de jours particuliers, mais permet de mettre en évidence le comportement moyen des régulations. Les résultats obtenus pour deux régulations conventionnelles (standard et performante) ainsi que pour la régulation NEUROBAT sont donnés dans les figures suivantes:

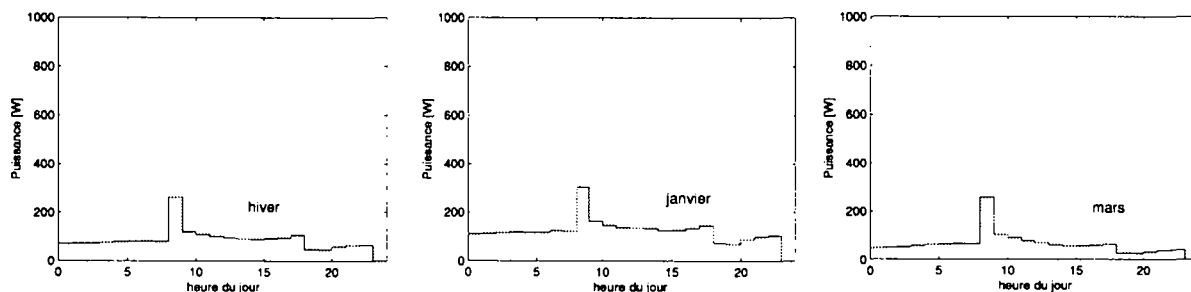


Figure 5 - 41: Apports de chaleur moyens, en fonction de l'heure du jour, obtenus pour la régulation conventionnelle standard: hiver complet, mois de janvier, mois de mars.

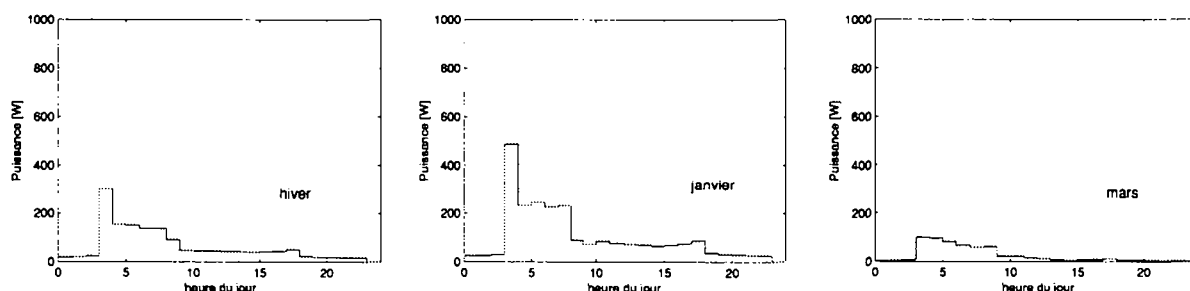


Figure 5 - 42: Apports de chaleur moyens, en fonction de l'heure du jour, obtenus pour la régulation conventionnelle performante: hiver complet, mois de janvier, mois de mars.

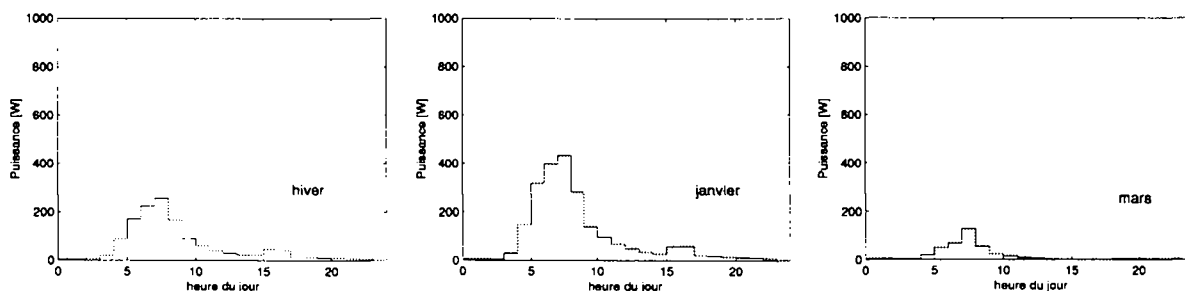


Figure 5 - 43: Apports de chaleur moyens, en fonction de l'heure du jour, obtenus pour la régulation NEUROBAT: hiver complet, mois de janvier, mois de mars.

Les observations suivantes peuvent être formulées à propos de ces histogrammes:

- La régulation conventionnelle standard fournit le maximum de ses apports au début de l'occupation des locaux (à 8 heures). Le reste de la journée, et la nuit également, la chaleur est fournie de manière similaire, sans distinction horaire particulière. Il n'y a pas d'optimisation selon l'horaire d'occupation. Durant la mi-saison (mois de mars), les apports sont semblables à la période d'hiver (mois de janvier), mais simplement plus faibles.
- La régulation conventionnelle performante fournit le maximum de ses apports entre 3 et 4 heures du matin de façon à anticiper l'occupation matinale des locaux. Les apports sont réduits ensuite l'après-midi, selon la mesure de la température intérieure qui permet de limiter les surchauffes. Durant la mi-saison, les apports sont également fortement réduits.
- Le comportement de la régulation NEUROBAT est plus variable selon la période considérée. Durant l'hiver, les apports matinaux sont très importants, mais un peu plus tardifs que pour le cas précédent, ceci de manière à anticiper l'horaire de confort. Entre 10h et 15h, les apports sont réduits, puis un peu de chaleur est fournie pour empêcher une chute de température trop importante en début de soirée. Durant la mi-saison, les apports sont très faibles.

5.4.5 Evaluation du confort thermique

Le confort peut être évalué au moyen d'histogrammes du PMV [Fan 81]. Les résultats obtenus pour trois périodes différentes (hiver complet, mois de janvier, mois de mars) sont donnés ci-dessous pour les régulations conventionnelles (standard et performante), ainsi que la régulation NEUROBAT:

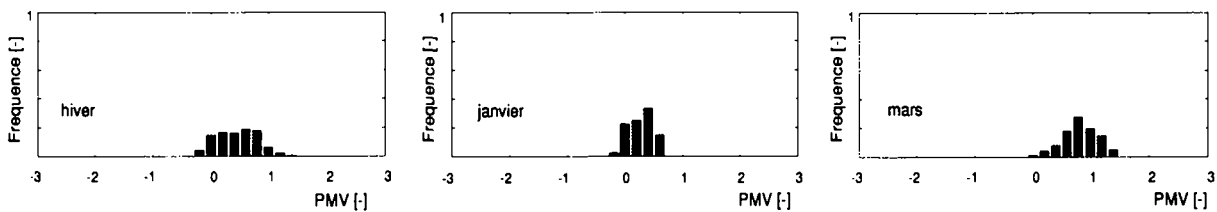


Figure 5 - 44: Histogrammes de PMV obtenus pour la régulation conventionnelle standard: hiver complet, mois de janvier, mois de mars.

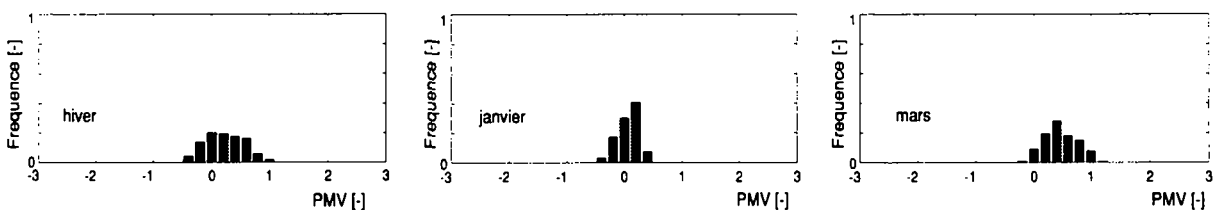


Figure 5 - 45: Histogrammes de PMV obtenus pour la régulation conventionnelle performante: hiver complet, mois de janvier, mois de mars.

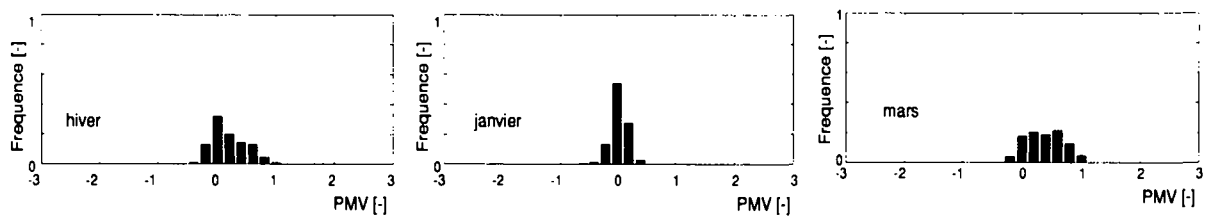


Figure 5 - 46: Histogrammes de PMV obtenus pour la régulation NEUROBAT: hiver complet, mois de janvier, mois de mars.

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos de ces figures:

- Dans tous les cas, le confort thermique reste dans des limites de confort acceptables, à l'exception de la régulation conventionnelle standard durant le mois de mars pour laquelle le PMV dépasse régulièrement la valeur de 1.
- La régulation conventionnelle performante permet d'améliorer sensiblement le confort thermique par rapport au cas standard, puisque les histogrammes sont davantage centrés autour du PMV de zéro correspondant à un confort optimal.
- La régulation NEUROBAT permet d'optimiser encore le confort thermique en réduisant la dispersion autour de la valeur optimale. En particulier, durant le mois de janvier (où l'absence de gains solaires importants limite les surchauffes), on constate que la dispersion du PMV autour de la valeur optimale est très faible.
- Par rapport aux deux autres cas, la régulation NEUROBAT limite les surchauffes en anticipant les gains solaires, toutefois, on remarque également que les valeurs négatives du PMV (trop froid) sont moins importantes que pour la régulation conventionnelle performante. Ceci s'explique par une optimisation plus efficace de l'horaire d'occupation, en particulier les lundis matins (après la coupure du week-end; voir également les figures 5 - 29 et 5 - 31).

5.4.6 Analyse Eta

La méthode de corrélation Eta a été appliquée aux différents modes de régulation ci-dessus; les résultats sont donnés dans le tableau 5 - 15:

Variante de contrôle du chauffage	H_0 [W/K]	η_c [-]	m_1 [W/K]
Références: régulations conventionnelles			
"standard"	18.7 ± 0.1	0.77 ± 0.01	23
"évoluée"	18.7 ± 0.1	0.77 ± 0.01	24.3
"performante"	18.7 ± 0.1	0.77 ± 0.01	24
"très performante"	18.7 ± 0.1	0.77 ± 0.01	24
Régulations NEUROBAT			
NEUROBAT	18.6 ± 0.1	0.77 ± 0.01	24.1
+ "prévision idéale"	18.6 ± 0.1	0.77 ± 0.01	24
+ "pause de midi"	18.6 ± 0.1	0.78 ± 0.01	23.8
+ "horaire du soir"	18.7 ± 0.1	0.79 ± 0.01	23.5

Tableau 5 - 15: Paramètres obtenus par la méthode d'analyse Eta, pour toutes les variantes de contrôle du chauffage. Le local n'étant pas refroidi, les paramètres η_f , H_1 et m_2 sont indéterminés.

On constate, aux erreurs d'interpolation près, que les paramètres obtenus par la méthode Eta sont identiques dans tous les cas (à l'exception des deux dernières variantes pour lesquelles l'horaire d'occupation est différent). Ce résultat est parfaitement normal: la méthode Eta permet de déterminer le facteur d'utilisation des gains gratuits et le coefficient de transfert thermique du bâtiment analysé. Or, pour toutes les variantes simulées, à l'exception des deux dernières, l'utilisation des gains solaires et les pertes thermiques du local sont strictement identiques. En effet, il n'y a pas de contrôle particulier des stores puisque la position de ceux-ci est déterminée pendant l'occupation, d'après la valeur de l'éclairement énergétique incident (voir figure 5 - 3 en page 87). Par ailleurs, on ne tient pas compte d'ouvertures de fenêtres en cas de surchauffes. On constate donc que:

- les gains solaires sont strictement identiques pour tous les cas et le coefficient d'utilisation des gains gratuits également (excepté pour les dernières variantes où l'occupation est différente)
- il n'y a pas d'effet d'isolation variable qui pourrait modifier le paramètre H_0 , comme au chapitre 5.3.

La différence de consommations entre les variantes s'explique uniquement par des besoins de chaleur variables causés par une température intérieure moyenne différente. En pratique toutefois, les différences de consommations peuvent être amplifiées par les occupants, puisque, lorsque la température intérieure est trop élevée, ils ont tendance à:

- fermer les stores pour limiter les gains solaires (ce qui diminue le facteur d'utilisation des gains gratuits);
- ouvrir les fenêtres (ce qui augmente le coefficient de transfert thermique).

Ce type de comportement n'a pas été simulé afin de ne pas compliquer la comparaison des variantes simulées.

5.4.7 Initialisation et auto-apprentissage du modèle du bâtiment

Au chapitre 4.2.3, la méthode d'initialisation et d'apprentissage du modèle du bâtiment de la régulation NEUROBAT a été décrite. Pour évaluer son efficacité, trois simulations comparatives ont été effectuées. Il s'agit de déterminer:

- Si le modèle nodal d'initialisation permet une performance satisfaisante durant la phase d'initialisation (laps de temps pendant lequel le modèle neuronal n'a que peu ou pas d'exemples d'apprentissages);
- le temps nécessaire pour que le modèle neuronal d'apprentissage atteigne son fonctionnement optimal;
- l'économie (chaleur, confort) obtenue par l'utilisation d'un modèle adaptatif.

Les simulations effectuées utilisent des modèles neuronaux du bâtiment différents, ceux-ci sont décrits dans le tableau 5 - 16. Le modèle "initial" est initialisé à l'aide du modèle nodal décrit au chapitre 4.2.3, il n'est pas entraîné ni modifié par la suite. Le modèle neuronal "adapté" est également initialisé par le modèle nodal, mais ensuite, mis à jour par apprentissage régulier sur les données de fonctionnement. Enfin, les poids initiaux du modèle "entraîné" correspondent à ceux du modèle "adapté" après une année de fonctionnement, il est ensuite régulièrement mis à jour de façon identique au modèle "adapté".

Dénomination de la simulation (selon l'état du modèle du bâtiment)	Poids initiaux	Base globale (voir chapitre 4.2.3)	Modèle météo	Modèle du bâtiment	Année de simulation
(1) initial	modèle nodal	initiale, sans mise à jour	initial (sans apprentissage)	initial (sans apprentissage)	81
(2) adapté	modèle nodal	initiale, puis mise à jour en fonctionnement	adapté	adapté	81
(3) entraîné	adaptés par (2) durant un an de fonctionnement	adaptée par (2) durant un an de fonctionnement, puis mise à jour en fonctionnement	adapté	adapté	81

Tableau 5 - 16: Description des simulations pour l'évaluation de l'initialisation et l'auto-apprentissage du modèle du bâtiment.

Les résultats obtenus sur un an de simulation sont donnés dans le tableau 5 - 17.

	initial	adapté	entraîné
Nombre de jours simulés [jours]	212	212	212
Nombre d'heures d'occupation [h]	1520	1520	1520
Chaleur (fluide) [MJ]	1046	1011	988
Chaleur (local) [MJ]	949	917	896
Gains solaires directs [MJ]	2575	2575	2575
Gains solaires potentiels [MJ]	4612	4612	4612
Eclairage [MJ]	430	430	430
Personnes et machines [MJ]	547	547	547
Coût de l'énergie par jour [-]	0.02	0.02	0.02
Coût de l'inconfort par jour [-] (pendant l'horaire d'occupation)	2.07	2.03	2.01
Coût total par jour [-]	2.09	2.05	2.04

Tableau 5 - 17: Résultats globaux de simulation (chaleur fournie, gains gratuits et coût) sur la saison de chauffage 81/82: évaluation de l'initialisation et auto-apprentissage du modèle du bâtiment. Les gains solaires sont calculés à partir: du modèle de la figure 5 - 3 donnant la position du store, de ses caractéristiques et de ceux du vitrage. Les gains solaires potentiels sont estimés en supposant le store ouvert. Le coût cumulé est également calculé de manière séparée pour le confort et l'énergie.

La figure 5 - 47 montre la différence de chaleur consommée mensuellement pour les modèles initial et adapté par rapport au modèle entraîné. On constate qu'après deux mois déjà, la consommation du modèle avec apprentissage rejoint celle du modèle entraîné, et par la suite, les consommations sont comparables. Le mois de février fait exception, puisque la consommation du modèle adapté est proche de celle du modèle initial. Cet écart est attribué à une situation météorologique particulière à ce mois, non gérée de manière optimale par le cas adapté, puisque cette situation est rencontrée pour la première fois.

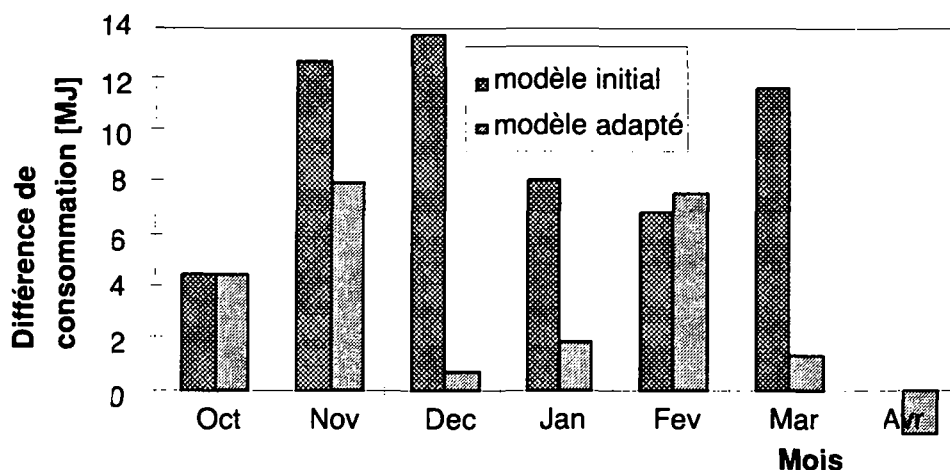


Figure 5 - 47: Différence de consommation mensuelle par rapport au modèle entraîné: après deux mois de fonctionnement la consommation du modèle adapté est proche de celle du modèle entraîné (sauf mois de février).

Sur l'année, la chaleur consommée pour le modèle entraîné (988 MJ) est sensiblement plus faible que celle du modèle initial sans apprentissage (1046 MJ). Cette réduction de la consommation est systématique pour chaque mois simulé (sur la figure 5 - 47, la différence de consommation entre le modèle initial et le modèle entraîné est toujours positive), on en déduit que:

- Le modèle initial permet un comportement satisfaisant de la régulation, même sans apprentissage.
- L'apprentissage permet de réduire la consommation sur l'année (diminution de 5.6%) et davantage durant la mi-saison (18% en novembre, 13% en mars), lorsque les gains solaires augmentent.

Au niveau du confort thermique, le gain sur l'année pour un modèle entraîné est de 3% sur le coût cumulé. La figure 5 - 48 représente les valeurs moyennes mensuelles de la température intérieure (pendant l'occupation) et l'écart standard autour de cette moyenne, pour les trois types de modèles (initial, adapté, entraîné).

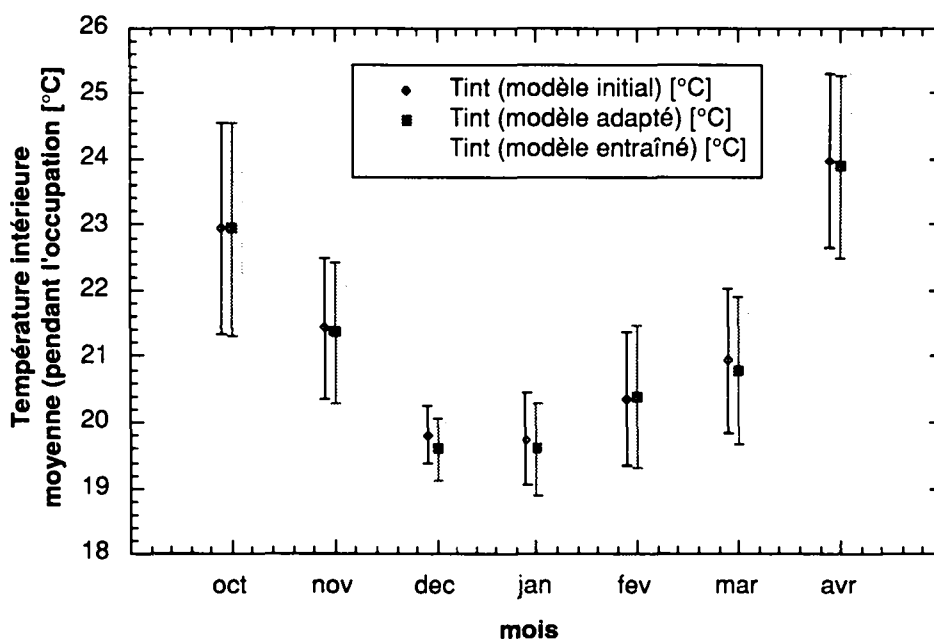


Figure 5 - 48: Température moyenne mensuelle et écart standard (pendant l'occupation) obtenue pour les trois types de modèles (initial, adapté, entraîné).

On constate sur ce graphique que :

- Pour les mois d'octobre et d'avril, il n'y a pas de différence sensible entre les trois modèles du bâtiment. En effet, la chaleur consommée sur ces mois est si faible qu'un comportement légèrement différent des modèles n'a pas d'influence significative sur le confort thermique.
- Pour les mois de novembre, février et mars (mi-saison), les modèles avec apprentissage améliorent le confort en réduisant la température moyenne du local et en la rapprochant de la consigne de 20 [°C], les écarts standards étant semblables pour les trois modèles (à l'exception du mois de février pour le modèle adapté qui a un comportement proche du modèle initial sur ce mois: voir remarque page précédente).
- Pour les mois de décembre et janvier (hiver), les températures moyennes des modèles avec apprentissage sont plus basses que pour le modèle initial, mais légèrement en-dessous de la consigne. Le confort thermique obtenu est donc légèrement inférieur et cela explique une fraction de l'économie d'énergie effectuée sur ces mois. On explique ce comportement par la fonction de coût de l'algorithme optimal (voir éq. 4 - 16 en page 56). En effet, celle-ci tolère un certain écart de confort au bénéfice d'une diminution de la chaleur consommée. Cet écart peut donc légèrement s'amplifier (en direction de l'écart maximum toléré), si le modèle utilisé décrit de façon plus précise le comportement thermique dynamique du local.

5.5 Gestion biomimétique simultanée du chauffage et des stores

Dans les chapitres précédents, les algorithmes de contrôle biomimétique du chauffage et des stores ont été étudiés en détails mais de manière indépendante, afin d'évaluer les caractéristiques propres de chaque système. Leurs cibles ne sont pas identiques puisque le contrôle des stores est appliqué toute l'année (été y compris), alors que nous nous sommes concentrés sur le chauffage et la saison d'hiver pour la régulation des apports de chaleur (l'extension au refroidissement, quoique possible, n'a pas été envisagée dans ce travail). Dans ce chapitre, les deux algorithmes (NEUROBAT et DELTA) ont été regroupés et leurs performances, évaluées. L'occupation des locaux a été fixée de 8h à 12h et de 14h à 18h; ceci permet à l'algorithme de contrôle

des stores d'optimiser librement les gains solaires durant deux heures du jour hors occupation. La comparaison des performances est effectuée par rapport au cas équivalent sans contrôle particulier du store (version NEUROBAT "pause de midi", définie dans le tableau 5 - 11 à la page 112). Les données météo de l'année 82/83 ont été utilisées pour cela. Les résultats globaux sont donnés dans le tableau suivant; les figures 5 - 49 à 5 - 52 représentent en comparaison avec et sans gestion du store:

- le PMV,
- la chaleur fournie en moyenne horaire,
- la position moyenne du store durant et en dehors de l'occupation.

	Régulations NEUROBAT	
	avec gestion "DELTA" du store	avec gestion simple de la position du store (figure 5 - 3)
Nombre de jours simulés [jours]	212	212
Nombre d'heures d'occupation [h]	1208	1208
Chaleur (fluide) [MJ]	764	1113
Chaleur (local) [MJ]	692	1010
Gains solaires directs [MJ]	2377	2433
Gains solaires potentiels [MJ]	4105	4105
Eclairage [MJ]	434	395
Personnes et machines [MJ]	435	435
Coût de l'énergie par jour [-]	0.02	0.02
Coût de l'inconfort par jour [-] (pendant l'horaire d'occupation)	1.18	0.78
Coût total par jour [-]	1.19	0.80

Tableau 5 - 18: Résultats globaux de simulation (chaleur consommée, gains gratuits et coût) sur la saison de chauffage 82/83: régulations NEUROBAT avec et sans gestion "DELTA" des stores. Horaire d'occupation: 8h à 12h, 14h à 18h.

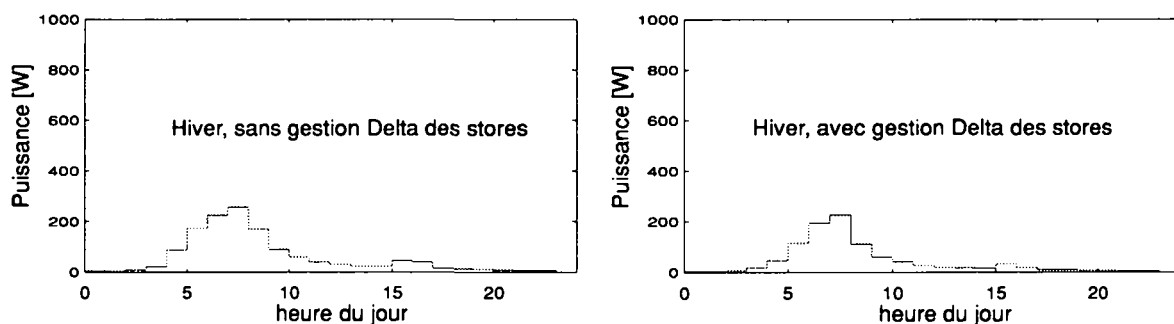


Figure 5 - 49: Apports de chaleur moyens, en fonction de l'heure du jour, obtenus pour la régulation NEUROBAT: avec et sans gestion "DELTA" des stores (saison d'hiver complète).

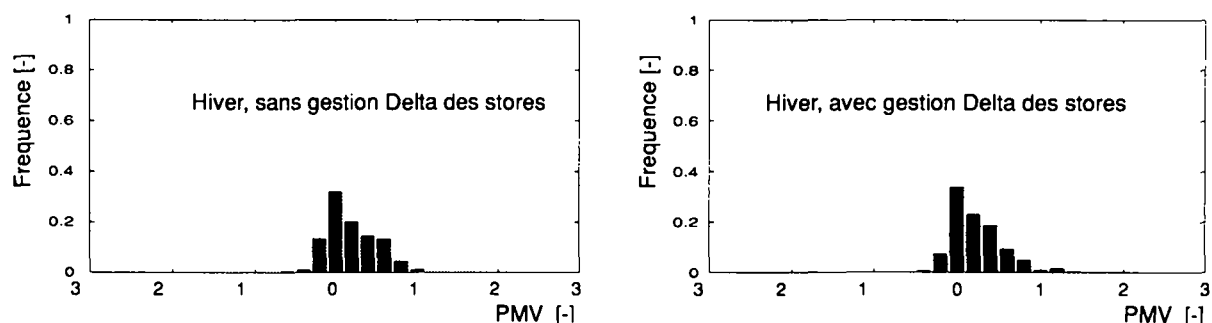


Figure 5 - 50: Histogrammes de PMV obtenus pour la régulation NEUROBAT: avec et sans gestion "DELTA" des stores (sur la saison complète d'hiver).

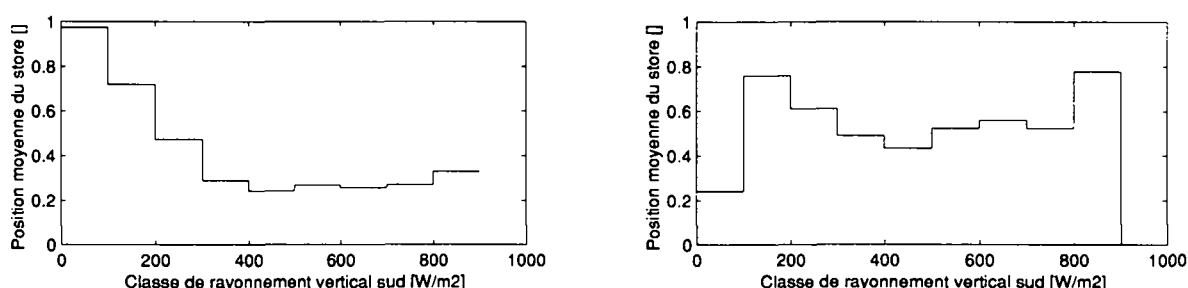


Figure 5 - 51: Position moyenne des stores pendant l'occupation (a) ou en toute circonstance (b): régulation NEUROBAT, avec gestion "DELTA" des stores (sur la saison complète d'hiver).

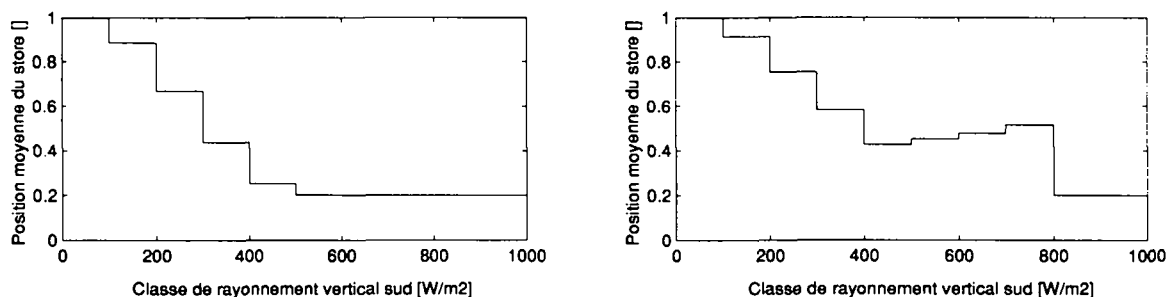


Figure 5 - 52: Position moyenne des stores pendant l'occupation (a) ou en toute circonstance (b): régulation NEUROBAT, sans gestion "DELTA" des stores (sur la saison complète d'hiver).

La consommation totale de chaleur est fortement réduite par l'utilisation du contrôle automatique "DELTA" du store (on passe de 1113 MJ à 764 MJ). Ce résultat s'explique par le fait que:

1. les deux heures d'inoccupation du local au milieu du jour permettent d'optimiser et d'augmenter les apports solaires en période hivernale: le facteur d'utilisation des gains gratuits η_c , évalué par la "méthode Eta", passe ainsi de 0.78 à 0.82, même si sur toute la saison, les gains solaires sont comparables (2377 MJ avec la gestion DELTA, 2433 MJ sans).
2. le coefficient de transfert thermique du local passe de 18.6 [W/K] à 16.7 [W/K], en raison de la meilleure isolation nocturne obtenue par la fermeture du store.

La position moyenne du store pendant l'occupation n'est pas très différente dans les deux variantes (l'algorithme DELTA pendant l'occupation évite les éblouissements et son comportement est proche de la variante sans contrôle automatique et de la relation permettant de calculer la position du store: voir figures 5 - 51a et 5 - 52a). Par contre, hors occupation, les positions moyennes sont très différentes: à l'opposé de la variante sans contrôle automatique du store, l'algorithme

DELTA abaisse le store de nuit et permet de capter davantage de gains solaires de jour hors occupation (voir figures 5 - 51b et 5 - 52b).

5.6 Bilan des simulations

Plusieurs simulations ont été effectuées afin d'évaluer la gestion biomimétique des stores et du chauffage. Le local considéré pour ces simulations est caractérisé par des gains solaires importants (façade sud, indice de vitrage élevé) et une structure massive.

Les simulations portant sur le contrôle automatique des stores montrent que l'algorithme par logique floue proposé permet à la fois, sur le local considéré, de:

- Diminuer la consommation annuelle de chaleur et de froid de 50% par rapport à la variante "store toujours ouvert", de 22% par rapport à la variante "store toujours fermé" et de 9% par rapport à l'utilisateur averti qui abaisse le store de nuit et l'ouvre de jour durant l'hiver (et inversement durant l'été).
- Diminuer les besoins en éclairage artificiel.
- Améliorer le confort visuel.

Relevons également que le confort thermique demeure dans des limites raisonnables pour chaque situation simulée, ceci en raison de la présence des systèmes de chauffage et refroidissement. En absence de l'un ou l'autre de ces systèmes, la gestion des stores proposée permettrait d'améliorer sensiblement le confort thermique des occupants en optimisant les gains solaires.

La méthode de corrélation "Eta" permet de calculer les coefficients de transfert thermique et les facteurs d'utilisation des gains gratuits des différents algorithmes simulés. On peut ainsi comparer l'effet des variantes de contrôle des stores sur le comportement thermique du local. En particulier, la gestion des stores proposée permet de réduire le coefficient de transfert thermique du local en réduisant les pertes de chaleur de nuit et également d'augmenter le coefficient d'utilisation des gains gratuits, durant la période d'hiver.

Les études de sensibilité menées sur les paramètres du contrôleur DELTA (forme des fonctions d'appartenance de l'algorithme flou, définition de la température de non-chauffage et du coefficient de résistance thermique du store) montrent que l'algorithme est peu sensible au choix de ces paramètres.

Les simulations portant sur la gestion du chauffage montrent que:

- Par rapport à un système commercial performant, muni de sondes de température intérieure et extérieure, d'une sonde solaire, d'algorithmes d'adaptation automatique de la courbe de chauffage et d'optimisation start/stop de la relance, une économie de 11% sur la consommation de chaleur et de 27% sur le coût de l'inconfort est effectué par la régulation biomimétique NEUROBAT.

Cette économie représente un minimum puisque, en pratique, les occupants limitent les surchauffes en ouvrant les fenêtres conduisant à une consommation d'énergie supplémentaire (ce qui n'a pas été simulé). Cette économie est obtenue à la fois par une meilleure gestion des gains solaires et une meilleure optimisation des apports de chaleur en prévision de l'horaire d'occupation.

- Le problème de la relance (obtenir une situation de confort thermique optimale après une période inoccupée) est mieux traité par la régulation NEUROBAT, que par les algorithmes "start/stop" conventionnels. Toutefois cette relance pourrait être améliorée, au prix d'un rallongement du temps de calcul, en augmentant l'horizon d'optimisation ou en limitant les chutes de température trop importantes hors occupation (en modifiant les paramètres de la fonction de coût).

- La méthode proposée au chapitre 4.2.3 pour l'initialisation et l'autoapprentissage du modèle du bâtiment permet de simplifier considérablement la mise en service d'une régulation basée sur le contrôle optimal. Les simulations montrent que:
 - Le modèle initial permet un comportement satisfaisant de la régulation durant la phase initiale de fonctionnement lorsque le modèle neuronal ne possède pas suffisamment d'exemples d'apprentissage.
 - Après deux mois, les résultats sont proches de ceux d'un modèle déjà entraîné sur une année (tant pour le confort thermique que pour la consommation d'énergie).
 - L'apprentissage du réseau neuronal permet, par une meilleure description du comportement thermique du local, de réduire la consommation de 6% sur l'année (par rapport au cas où aucun apprentissage n'est effectué sur le modèle initial).

En combinant les algorithmes proposés pour le contrôle des stores et la gestion du chauffage, on réduit encore de 20% la consommation de chaleur du local. Ceci est obtenu en diminuant le coefficient de transfert thermique (par fermeture nocturne du store) et par une optimisation de l'utilisation des gains solaires.

La consommation de chaleur d'un bâtiment dépend donc fortement de la gestion du chauffage et des stores. Pour le local simulé, on passe ainsi d'un indice de dépense d'énergie (chaleur seulement) de 104 [MJ/m²] pour une régulation conventionnelle standard (courbe de chauffage) sans gestion particulière des stores à un indice de 49 [MJ/m²] pour le même local où la gestion biométrique des stores et du chauffage est appliquée.

Afin d'évaluer l'impact sur les utilisateurs de ces régulations, et de manière générale de confirmer les simulations effectuées, plusieurs expériences ont été menées. Elles font l'objet du prochain chapitre.

6. EXPERIMENTATION

6.1 Description du bâtiment LESO et des installations expérimentales

6.1.1 Description des locaux

Les performances des contrôleurs biomimétiques de stores et de chauffage ont été respectivement évaluées durant l'année 95 et l'hiver 96/97 sur un bâtiment expérimental. Il s'agit du bâtiment LESO de l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne dont une description complète est donnée dans [GRE 85a]. Ce bâtiment est composé de neuf "unités solaires" isolées thermiquement les unes des autres et munies d'une façade aux caractéristiques thermo-physiques différentes.



Figure 6 - 1: Façade Sud du bâtiment expérimental LESO (les locaux ayant servi à l'expérimentation sont entourés d'un cadre blanc).

La façade située au centre du bâtiment et au rez-de-chaussée contient deux locaux de bureaux identiques, séparés par une cloison isolée, qui ont servi aux expériences du présent travail. Les caractéristiques de ces locaux sont données dans le tableau suivant (pour le local est).

Façade Sud		
vitrage	3.77 [m ²]	triple vitrage de 4 mm, chacun séparé d'une couche d'air de 12 mm, k = 2 [W/m ² K]
cadres de fenêtre	2.85 [m ²]	k = 3 [W/m ² K]
mur extérieur	3.55 [m ²]	aluminium / air / laine de verre(10cm) / béton (14cm)
mur Est		
mur	14.6 [m ²]	brique (10cm) / laine de verre (10cm)
mur Ouest		
mur	14.6 [m ²]	panneau placo-plâtre / laine de verre (8cm) / panneau placo-plâtre
mur Nord		
mur	7.5 [m ²]	brique (10cm) / laine de verre (8cm)
porte	2 [m ²]	bois (5cm)
Autre		
plafond	15.6 [m ²]	béton (25 cm) / isolation (6cm) / chape (6cm) / revêtement plastique (0.5cm)
sol	15.6 [m ²]	béton (25 cm) / isolation (6cm) / chape (6cm) / revêtement plastique (0.5cm)

Tableau 6 - 1: Caractéristiques thermiques du local LESO, type "façade EPFL".

L'importance relativement faible des transferts de chaleur avec les locaux adjacents (isolés l'un de l'autre) en comparaison avec l'extérieur (< 5%) permet de considérer chaque local comme une zone thermiquement isolée du reste du bâtiment [Nyg 90].

La façade extérieure est orientée sud, la fraction entre surface de fenêtre et surface au plancher est élevée (24%). Les locaux sont donc soumis à des gains solaires passifs importants. Les protections solaires sont constituées de stores extérieurs en tissus actionnés électriquement.

Le taux de renouvellement d'air (avec l'extérieur) dû aux infiltrations est de 0.1 [h⁻¹] (voir [Com 91]). L'aération par les fenêtres est gérée librement par les occupants.



Figure 6 - 2: Vue intérieur d'un des locaux ayant servi aux expérimentations (local 04).

6.1.2 Système d'acquisition de données

Environ cinquante capteurs, placés dans les locaux et sur le toit du bâtiment permettent le suivi expérimental détaillé de l'expérience. Le tableau suivant détaille le type, l'emplacement et la précision de ces capteurs. Pour plus de détails sur les mesures de température au moyen des divers systèmes utilisés (sondes ventilée, non-ventilée, ou sondes de surface), voir [Flo 95].

Senseurs d'acquisition	Type	Précision
METEO		
Température extérieure [°C]	Pt100/air	0.2 [°C]
Eclairement énergétique solaire global horizontal [W/m2]	Pyranometer/ Eppley PSP	5%
Eclairement énergétique solaire diffus horizontal [W/m2]	Pyranometer/ Eppley PSP	5%
Eclairement énergétique solaire vertical sud [W/m2]	Pyranometer/ Eppley PSP	5%
Eclairement lumineux solaire global horizontal [Lux]	Luxmètre/Licor Li-50	5%
LOCAUX 03 et 04		
Température d'air [°C]	Pt100/ventilée	0.2 [°C] (calibrée)
Température d'air (plafond) [°C]	Pt100/non ventilée	0.2 [°C] (")
Température d'air (sol) [°C]	Pt100/non ventilée	0.2 [°C] (")
Température de confort [°C]	Pt100/dans sphère noire	0.2 [°C] (")
Température du sol [°C]	Pt100	0.2 [°C] (")
Température du plafond [°C]	Pt100	0.2 [°C] (")
Température mur nord (intérieure)[°C]	Pt100/surface	0.2 [°C] (")
Température mur sud (extérieure) [°C]	Pt100/surface	0.2 [°C] (")
Compteur de personnes [-]	Cellule photoélectrique	0.2 [personne/jour]
Angle d'ouverture de porte [-]	potentiomètre	5 %
Angle d'ouverture de fenêtre [-]	potentiomètre	5 %
Ouverture de fenêtre [-]	switch	-
Ouverture de porte [-]	switch	-
Eclairement intérieur (fenêtre) [Lux]	Luxmètre BBC MX4	10 %
Eclairement intérieur (porte) [Lux]	Luxmètre BBC MX4	10 %
Position du store [-]	potentiomètre / relais	5 %
Consommation électrique (Force) [W]	Compteur électrique L&G MK4	2.5 %
Consommation électrique (Lumière) [W]	Compteur électrique L&G MK4	2.5 %

Tableau 6 - 2: Capteurs utilisés pour le suivi expérimental des deux locaux tests.

Senseurs d'acquisition	Type	Précision
Climatiseur on/off [-] (expérience DELTA seulement)	switch	-
Température d'eau départ climatiseur [°C] (expérience DELTA seulement)	Pt100/plongeante	0.2 [°C] (calibrée)
Température d'eau retour climatiseur [°C] (expérience DELTA seulement)	Pt100/plongeante	0.2 [°C] (")
Température d'eau départ radiateur [°C] (expérience NEUROBAT seulement)	Pt100/plongeante	0.2 [°C] (")
Température d'eau retour radiateur [°C] (expérience NEUROBAT seulement)	Pt100/plongeante	0.2 [°C] (")
Température d'eau départ chaudière [°C] (expérience NEUROBAT seulement)	Pt100/plongeante	0.2 [°C] (")
Température d'eau circuit [°C] (expérience NEUROBAT seulement)	Pt100/plongeante	0.2 [°C] (")
Débit circuit d'eau [m ³ /s] (expérience NEUROBAT seulement)	débimètre Acqua Metro/2.5 [m ³ /h]	5 %
LOCAUX ADJACENTS		
Température corridor [°C]	Pt100/ventilée	0.2 [°C] (")
Température d'air local situé à l'est de 03 [°C]	Pt100/non ventilée	0.2 [°C] (")
Température de surface local situé à l'ouest de 04 [°C]	Pt100/surface	0.2 [°C] (")
Température de surface du local situé au-dessus de 03 [°C]	Pt100/surface	0.2 [°C] (")
Température de surface du local situé au-dessus de 04 [°C]	Pt100/surface	0.2 [°C] (")

Tableau 6 - 2: Capteurs utilisés pour le suivi expérimental des deux locaux tests.

Une chaîne d'acquisition [VNR 96] dédiée au bâtiment complet et reliée au réseau informatique se charge de l'acquisition des données de l'expérimentation (pas de 15 minutes).

6.1.3 Eclairage artificiel

L'éclairage artificiel est contrôlé au moyen du système commercial Luxmate [Zum 95]. Celui-ci permet aux utilisateurs de faire varier de façon continue l'éclairement intérieur en agissant sur l'éclairage artificiel. Le système conserve l'éclairement choisi quelle que soit la position des stores et l'éclairement extérieur sur la façade. Cet asservissement est effectué en boucle ouverte sans mesure directe de l'éclairement intérieur. L'éclairement extérieur est capté au moyen d'un senseur complexe dénommé "héliomètre", muni de 8 luxmètres et d'un radiomètre [Bau 96].



Figure 6 - 3: à gauche: Interface utilisateur pour la commande manuelle de l'éclairage artificiel et des stores.; à droite: luminaires et sonde de présence (en haut à droite).

6.1.4 Contrôle biomimétique du store (expérience DELTA)

L'algorithme de gestion des stores a été testé expérimentalement durant l'année 95 (hiver et été) dans le cadre du projet DELTA [Bau 96], ceci indépendamment de la gestion biomimétique du chauffage.

Les différents organes de contrôle, utilisés durant cette phase de tests, sont donnés dans la figure suivante.

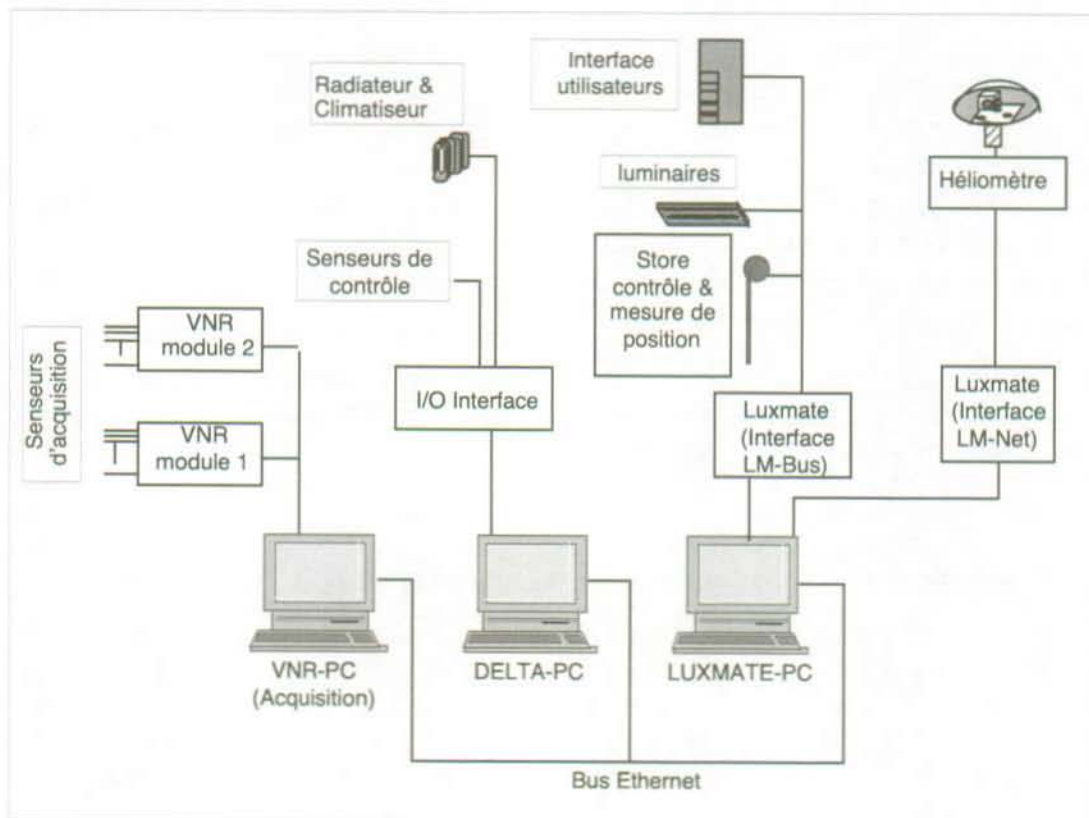


Figure 6 - 4: Organes de contrôle et d'acquisition utilisés pour évaluer la gestion du store.

Toutes les tâches de contrôle (chauffage, refroidissement, commande de store) sont centralisées dans le PC-DELTA. L'interface entre ce PC, les senseurs utiles au contrôle et le système CVC est effectué par un module externe d'entrée/sortie (ACRO-400, Analogic Corporation). L'interface entre le PC-DELTA et le store est quant à lui pris en charge par le système Luxmate. Le contrôle du chauffage et du refroidissement est effectué simplement au moyen d'un thermostat intérieur (voir figure 5 - 2 en page 87). Le contrôle du store est basé sur les algorithmes développés au chapitre 4.4. Les senseurs utiles au contrôle des stores sont donnés dans le tableau suivant:

Senseurs de contrôle	Connection	Type	Précision
Température extérieure	Acro-400	Pt100	0.2 [°C] (calibrée)
Température du local	Acro-400	Pt100	0.2 [°C] (calibrée)
Présence	Acro-400	Infrarouge (*), L&G QPA 82.2	surface sensible: carré de 36 m ² sous la sonde [Lan 94]
Eclairement énergétique [W/m ²]	Luxmate	Héliomètre	10%
Eclairement lumineux [Lux]	Luxmate	Héliomètre	10%
Voeux des utilisateurs	Luxmate	Boutons	-

Tableau 6 - 3: Senseurs utiles au contrôle des stores. La puissance de chauffage, nécessaire au fonctionnement de l'algorithme est déterminée de manière approchée par calcul sans senseur additionnel. (*) le détecteur de présence s'enclenche après 30 secondes d'occupation et se déclenche après 15 minutes d'inoccupation.

Le nombre de senseurs nécessaire au seul contrôle du store peut paraître a priori élevé, mais notons que:

- Les capteurs de températures intérieures et extérieures sont déjà présents pour la plupart des installations de chauffage.
- La puissance du chauffage, nécessaire en valeur approximative (voir chapitre 4.4.1), est calculée et donc accessible aisément au cas où le système de gestion des stores est intégré au contrôle du chauffage.
- L'éclairement énergétique et l'éclairement lumineux sont calculés à partir des valeurs des 8 senseurs d'un appareil unique (l'héliomètre).
- Le voeu de l'utilisateur qui s'exprime ici par une position choisie du store est lui également déjà intégré au système Luxmate.

Finalement, seule la sonde de présence peut être considérée comme un capteur additionnel. Rappelons que celle-ci permet de distinguer les périodes, où le confort visuel est prépondérant, des périodes où l'optimisation des apports thermiques à travers la fenêtre, est possible (en dehors de l'occupation).

6.1.5 Contrôle biomimétique du chauffage (expérience NEUROBAT)

L'algorithme de contrôle biomimétique du chauffage développé au chapitre 4.3, a été testé expérimentalement durant la saison de chauffage 96/97 dans le cadre du projet NEUROBAT [Kra 98]. Une comparaison avec une régulation performante, mais de type conventionnel a été menée sur les deux locaux. La régulation conventionnelle [Sau 96] correspond à la régulation "performante" définie dans le tableau 5 - 10 à la page 111; rappelons ses caractéristiques principales:

- boucle ouverte asservie sur la température extérieure,
- correction de la droite de chauffe selon la température intérieure,
- adaptation automatique de la courbe de chauffage,

- anticipation “start/stop” adaptative (en fonction sur un seul des locaux de test).

Le montage expérimental de la figure 6 - 5 permet d’inverser régulièrement les deux régulations de local (toutes les 2-3 semaines). Ceci permet d’éviter toute erreur systématique, due à des occupants ou à des caractéristiques thermiques différentes des locaux. Le contrôle du chauffage a été testé indépendamment de tout contrôle particulier des stores, leur gestion étant laissée libre aux occupants des locaux. Cette approche permet d’évaluer les économies d’énergie propres à la méthode de régulation du chauffage et de limiter la complexité de l’expérimentation.

Par ailleurs, la combinaison des gestions de stores et de chauffage a été évaluée par simulation numérique au chapitre 5.5.

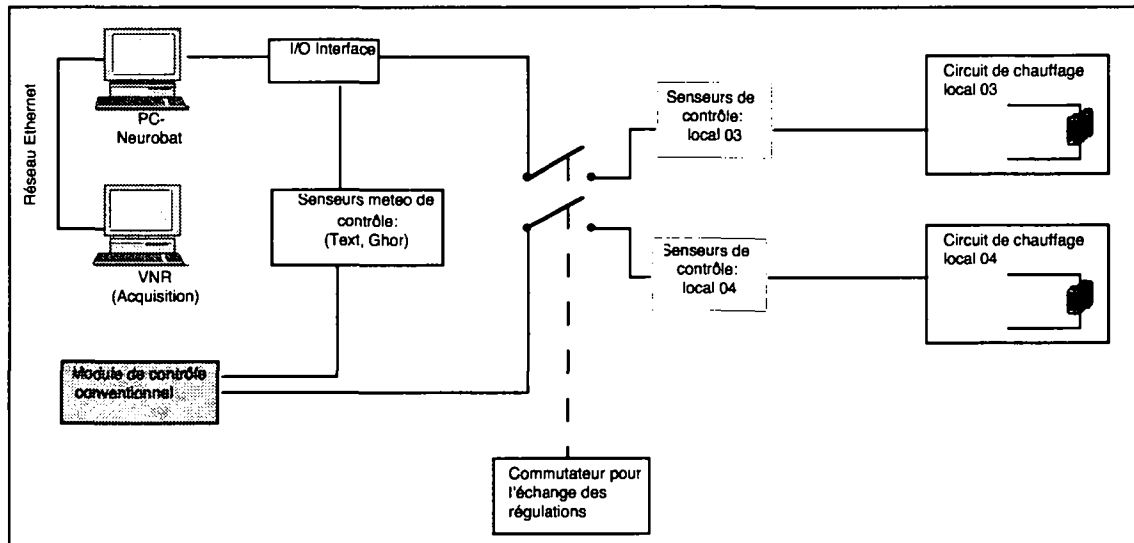


Figure 6 - 5: Organes de contrôle et d'acquisition pour évaluer la gestion du chauffage. Un commutateur permet d'échanger le type de régulation de chauffage (conventionnel ou NEUROBAT) entre les deux locaux.

Deux circuits identiques pour la distribution de la chaleur ont été installés sous les locaux (voir figure 6 - 6). Ceux-ci sont semblables au circuit de distribution d'une zone de chauffage d'un bâtiment muni de radiateurs à eau et d'un contrôle central agissant sur une vanne mélangeuse. Cette configuration permet d'obtenir une situation expérimentale la plus proche possible de cette situation réelle. Les “chaudières” sont constituées de boilers chauffés électriquement pour faciliter le comptage de l'énergie. Un stock de 10 litres, ajouté sur le circuit de distribution permet de simuler une inertie de distribution correspondant à une longueur de tuyaux plus importante (voir figure 6 - 8).

Les senseurs utilisés pour le contrôle du chauffage sont résumé dans le tableau suivant:

Senseurs de contrôle	Type	Précision
Température extérieure [°C]	Pt100	0.2 [°C] (calibrée)
Température du local [°C]	Pt100	0.2 [°C] (calibrée)
Température de départ du circuit d'eau [°C]	Pt100	0.2 [°C] (calibrée)
Température de retour du circuit d'eau [°C]	Pt100	0.2 [°C] (calibrée)
Eclairage énergétique horizontal [W/m2]	Solarimètre	10%

Tableau 6 - 4: Senseurs utiles au contrôle du chauffage



Figure 6 - 6: Circuits de distribution de la chaleur pour les locaux 03 et 04 (situés sous les locaux): Sur la photo, on distingue notamment: 1) les "chaudières"; 2) Les sondes plongeantes pour la mesure des températures de départ et de retour; 3) les vannes mélangeuses; 4) les débitmètres; 5) les circulateurs; 6) le module de contrôle conventionnel.

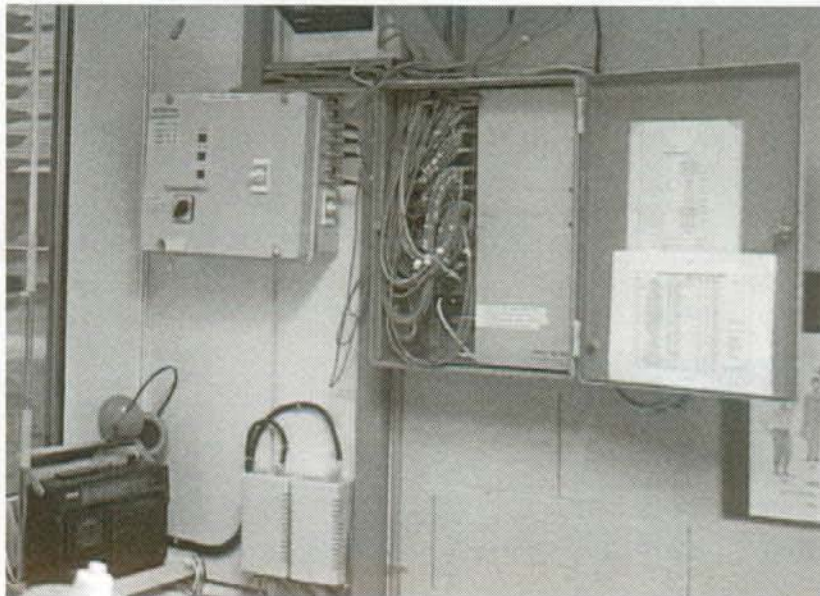


Figure 6 - 7: Boîtier de commutation pour l'échange des régulations (à gauche) et un des boîtier VNR d'acquisition des données du bâtiment (à droite, ouvert).

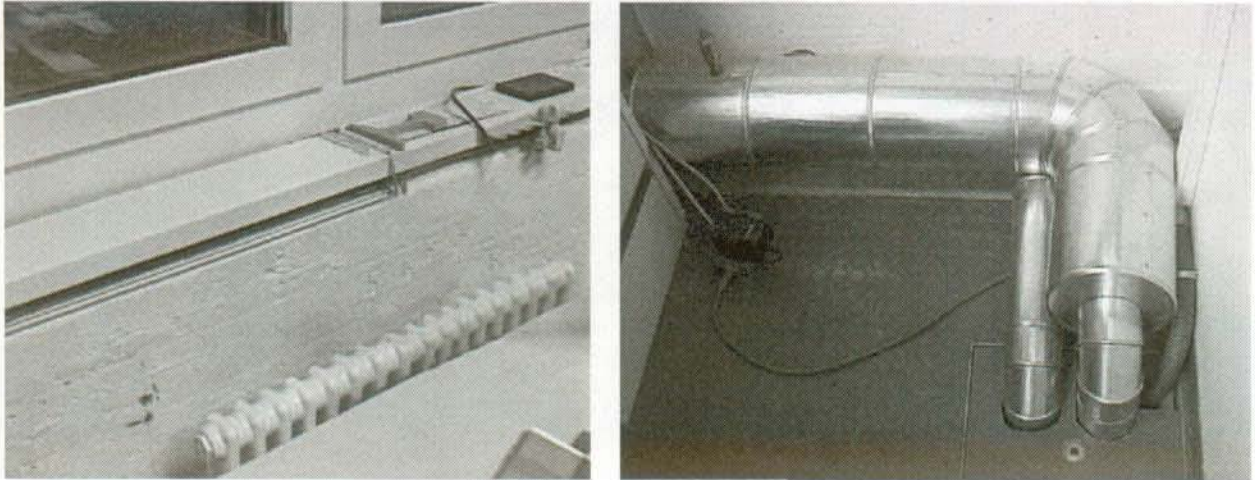


Figure 6 - 8: à gauche: vue du radiateur distribuant la chaleur au local 04; à droite: un stock de 10 litres, situé sur le circuit d'eau chaude, permet de simuler l'inertie de distribution.

Les différents organes de contrôle et d'acquisition utilisés sont illustrés à la figure 6 - 5, leurs fonctions sont détaillées ci-dessous.

L'acquisition des mesures est effectuée par la chaîne d'acquisition du bâtiment qui sert de serveur de mesure. Le PC-NEUROBAT est l'organe central de l'expérience, il effectue:

- le contrôle des vannes de distribution en temps réel (pas de commande de 5 [s]) sur la plateforme Labview [Nat 97];
- l'acquisition des mesures utiles au contrôle, l'interface est effectuée par un module externe d'entrée/sortie (ACRO-400, Analogic Corporation);
- l'interrogation du serveur VNR et l'enregistrement du fichier regroupant toutes les mesures;
- le calcul de la puissance optimale (pas de temps de 15 min) sur plate-forme Matlab [Mat 97].

Une vue de l'interface graphique de l'expérience (Labview) est donnée par la figure 6 - 9:

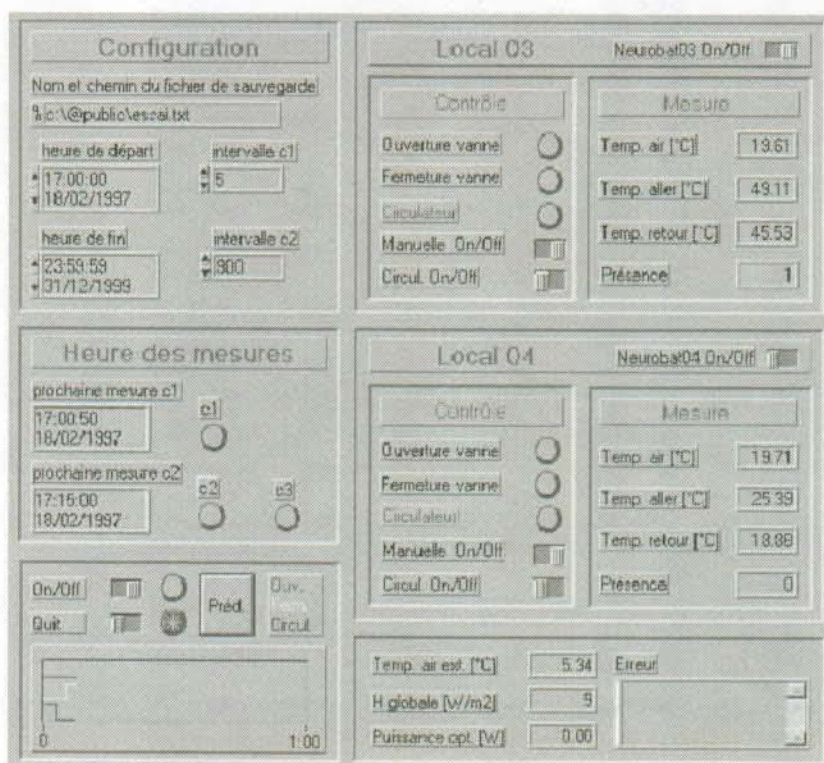


Figure 6 - 9: Vue de l'interface graphique de l'expérience NEUROBAT: à droite quelques mesures utiles au contrôle des 2 locaux de tests sont visibles, en bas la puissance optimale calculée pour le prochain pas de temps de 15 minutes est visible, à gauche les dates de début et de fin de l'expérience peuvent être spécifiées.

6.1.6 Mesures effectuées

Une première série de tests, menée durant l'année 95, a permis d'évaluer le comportement qualitatif du contrôleur biomimétique de store DELTA proposé au chapitre 4.4, de vérifier son fonctionnement, ainsi que son interaction avec les utilisateurs. Ces expériences font l'objet du chapitre 6.2. La régulation biomimétique NEUROBAT a été testée indépendamment sur une saison complète de chauffage durant l'hiver 96/97 et la première moitié de l'hiver 97/98. Une comparaison avec une régulation conventionnelle a été menée en parallèle sur le second local. Cette seconde expérience est détaillée au chapitre 6.3.

6.2 Contrôle de stores par logique floue

L'algorithme de contrôle de stores par la logique floue détaillé au Chapitre 4.3 a été validé expérimentalement sur le bâtiment LESO. Lors de cette campagne de mesures, menée dans le cadre du projet DELTA, d'autres algorithmes novateurs, mais moins performants, ont également été testés. Le lecteur intéressé par ces autres algorithmes se référera au rapport concerné [Bau 96].

Cette campagne de mesures, limitée dans le temps n'avait pas pour but d'évaluer précisément les performances au niveau de la consommation d'énergie d'un bâtiment muni d'un tel système, ce qui aurait nécessité une année complète de mesures. Les mesures effectuées permettent par contre d'évaluer:

- le comportement qualitatif de l'algorithme placé en situation réelle;
- l'impact sur les utilisateurs et leur acceptation du système;
- l'impact des utilisateurs sur le fonctionnement du système.

Une discussion détaillée des performances énergétiques et visuelles, ainsi qu'une comparaison avec d'autres systèmes de contrôle de stores est donnée dans le chapitre consacré aux simulations (chapitre 5.2.1).

6.2.1 Fonctionnement qualitatif du contrôleur

Une période de mesure sélectionnée (du 6.11.95 au 23.11.95) est présentée ci-après. Il s'agit d'une période d'hiver durant laquelle de grandes variations des conditions météorologiques ont lieu comme en atteste la figure suivante.

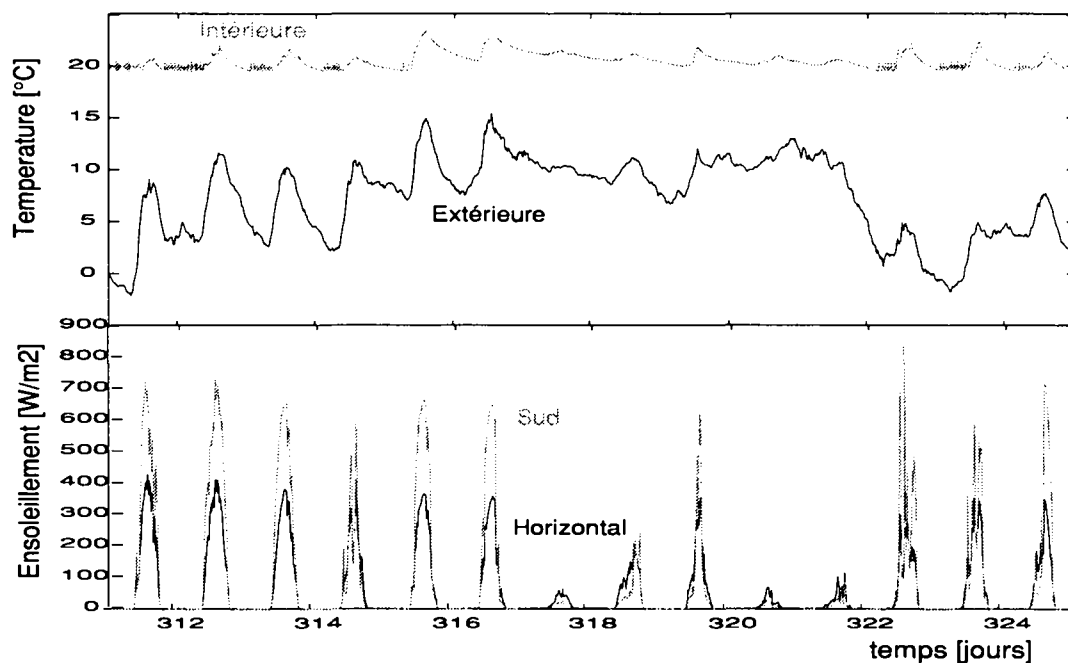


Figure 6 - 10: Situation météorologique: température extérieure, intérieure et rayonnement solaire.

L'occupation du local, la position des stores, choisie par les utilisateurs et les différents aspects du contrôle automatique (optimum thermique, visuel et choix final) sont donnés dans la figure 6 - 11; les gains (chauffage, internes, éclairage) et l'éclairage intérieur sur la figure 6 - 12.

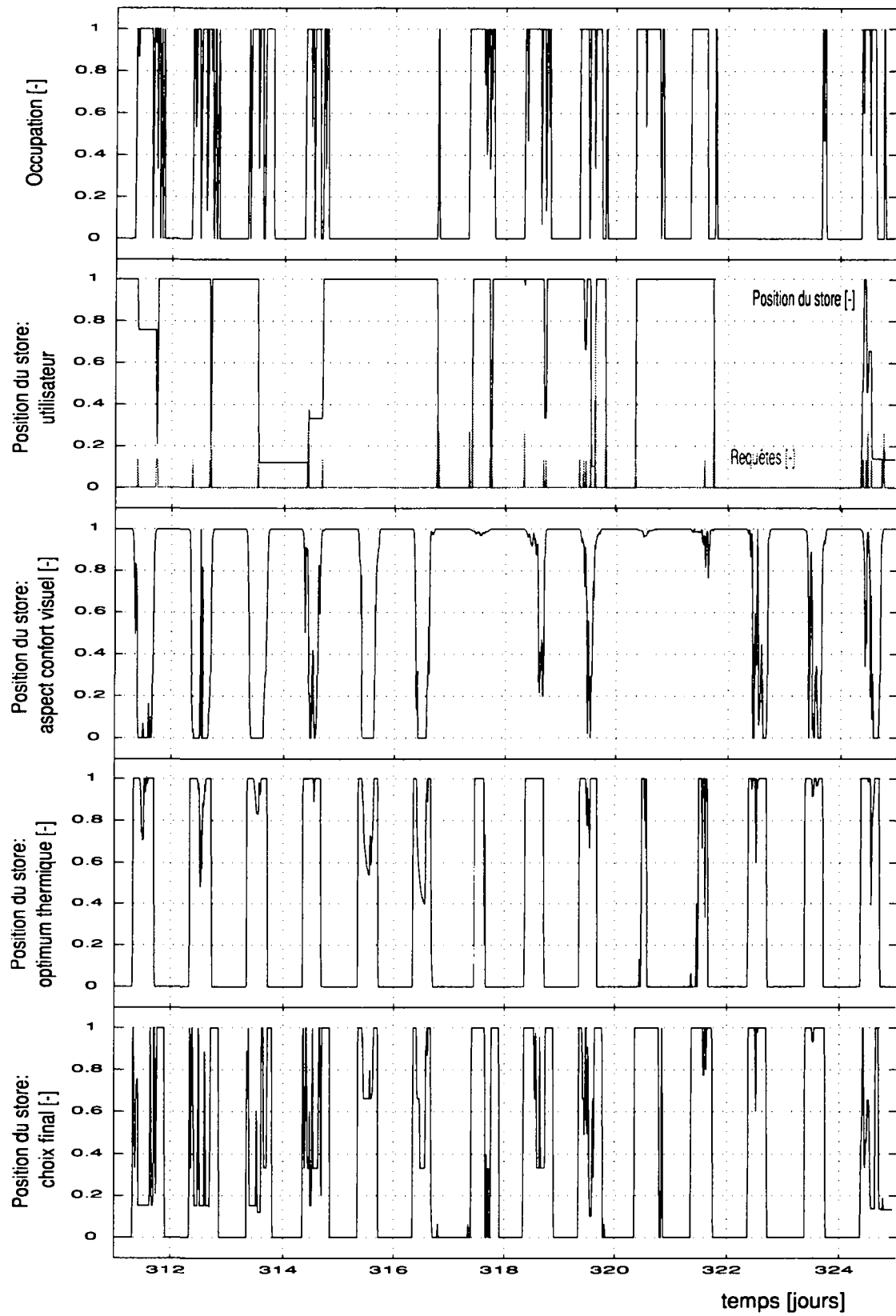


Figure 6 - 11: Occupation, vœux des utilisateurs et positions du store.

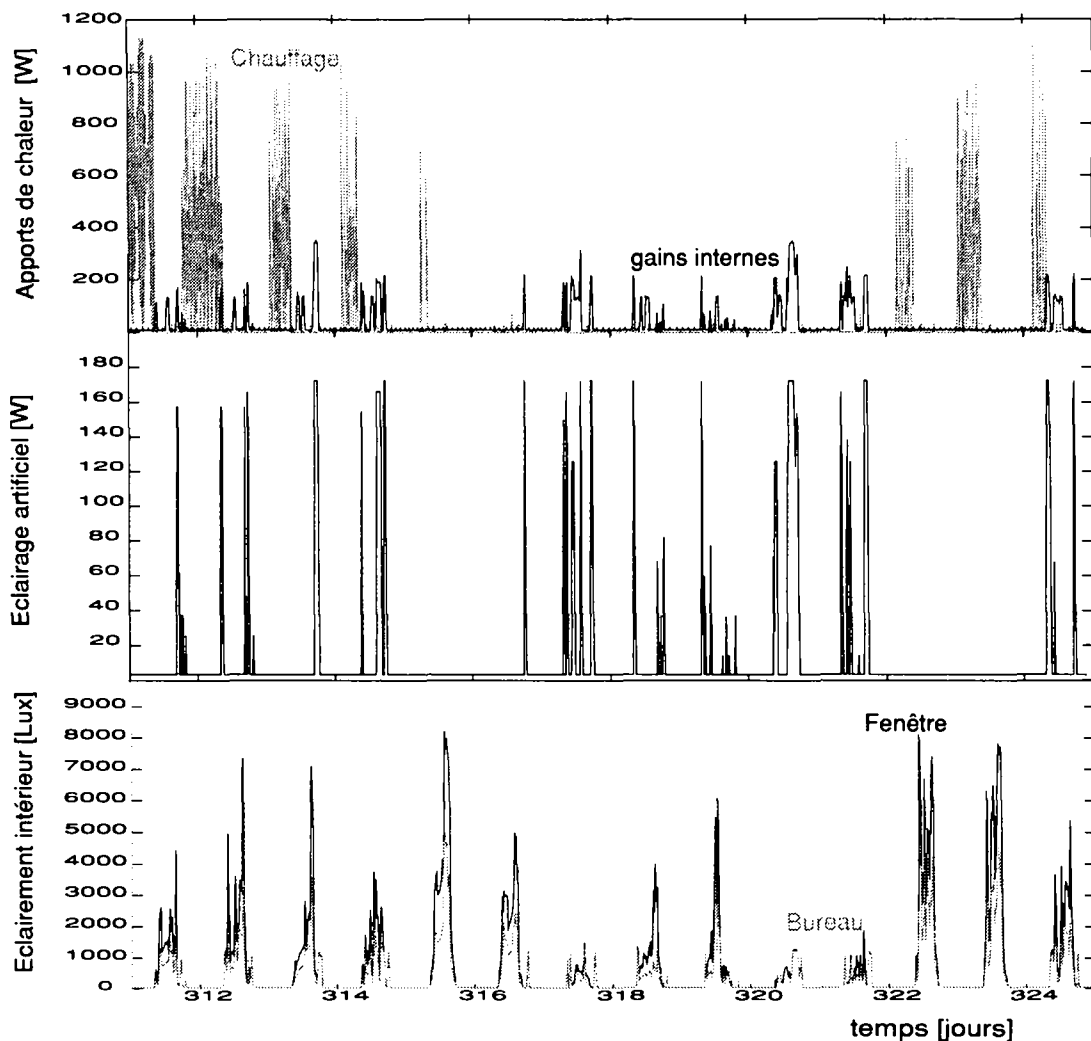


Figure 6 - 12: Gains de chaleur (chauffage, solaire, éclairage et autre gains internes).

Sur la base de ces figures, les observations suivantes peuvent être formulées:

Comportement thermique

La période est caractérisée par des jours relativement froids et des besoins de chaleur élevés (jours 311 à 315 et 322 à 324). Dans de telles conditions, la stratégie optimale du point de vue thermique est de maximiser les gains solaires et de minimiser les rejets de chaleur pendant la nuit.

Le comportement de l'algorithme peut être observé sur la position du store "optimum thermique" de la figure 6 - 11 (la position finale dépend également des aspects visuels et de l'utilisateur). On peut observer sur cette figure que le store est fermé durant la nuit et ouvert durant le jour, selon un horaire correspondant à celui du changement de signe du bilan thermique de la fenêtre (de nuit le bilan thermique est négatif et de jour il devient positif, si les gains solaires excèdent les pertes à travers le vitrage). Si l'on regarde plus en détail (par exemple le jour 316), on remarque que le store n'est pas ouvert complètement durant les périodes très ensoleillées: ce comportement permet de réduire les gains solaires et les surchauffes en mi-saison.

Comportement relatif à l'éclairage des locaux

Durant l'occupation (par exemple les jours couverts 320 et 321), le store est ouvert afin de maximiser l'éclairage naturel, même si ce comportement n'est pas optimal au niveau thermique (pertes de chaleur). Durant les périodes très ensoleillées (jours 311 à 313), le store est abaissé, afin d'éviter les éblouissements lorsque la pièce est occupée.

Voeux des utilisateurs et mouvements du store

Le nombre total moyen des mouvements du store (utilisateur et système automatique) est d'un mouvement par heure pendant l'occupation, dont 0.4 dû uniquement à l'utilisateur. La plupart de ces changements s'effectuent au moment où la personne entre dans son bureau et modifie la position du store en fonction de son envie du moment. Quelques changements de l'utilisateur ont lieu toutefois pendant les périodes d'occupation, ce qui indique que le confort visuel standard proposé par l'algorithme automatique ne correspond pas toujours parfaitement aux souhaits des utilisateurs.

Comparaison avec le local de référence

A titre de comparaison le local adjacent, identique mais occupé par un autre utilisateur est resté en mode manuel durant la même période. La position du store est très peu modifiée par l'utilisateur par rapport à l'autre local, comme en atteste la figure suivante.

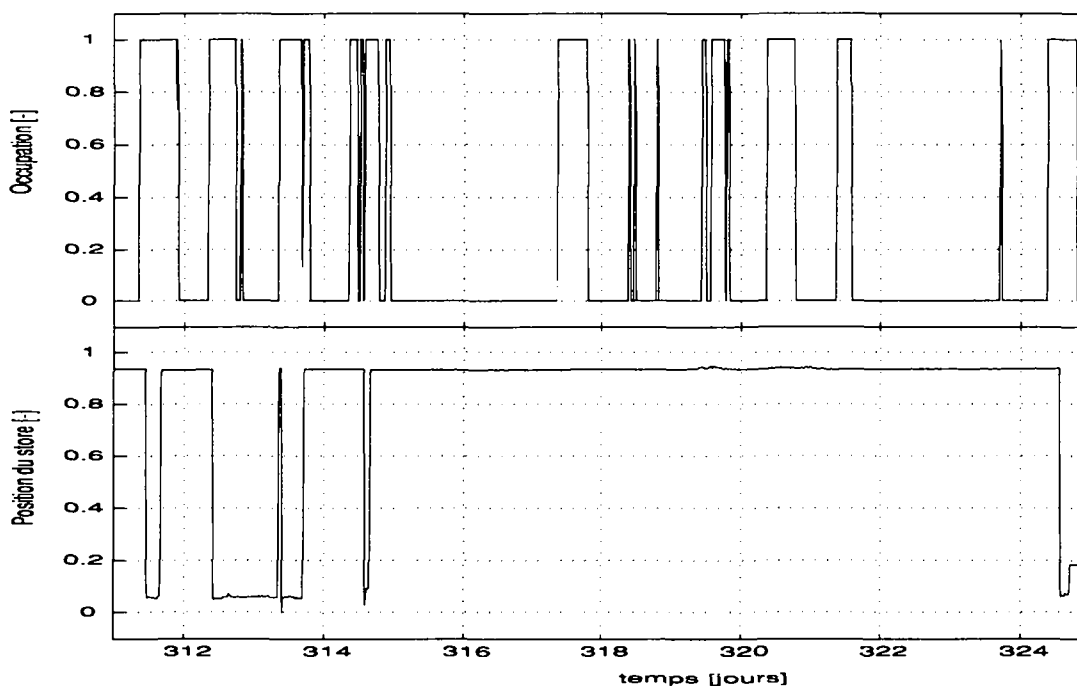


Figure 6 - 13: Local de référence en mode de contrôle manuel : occupation et position du store.

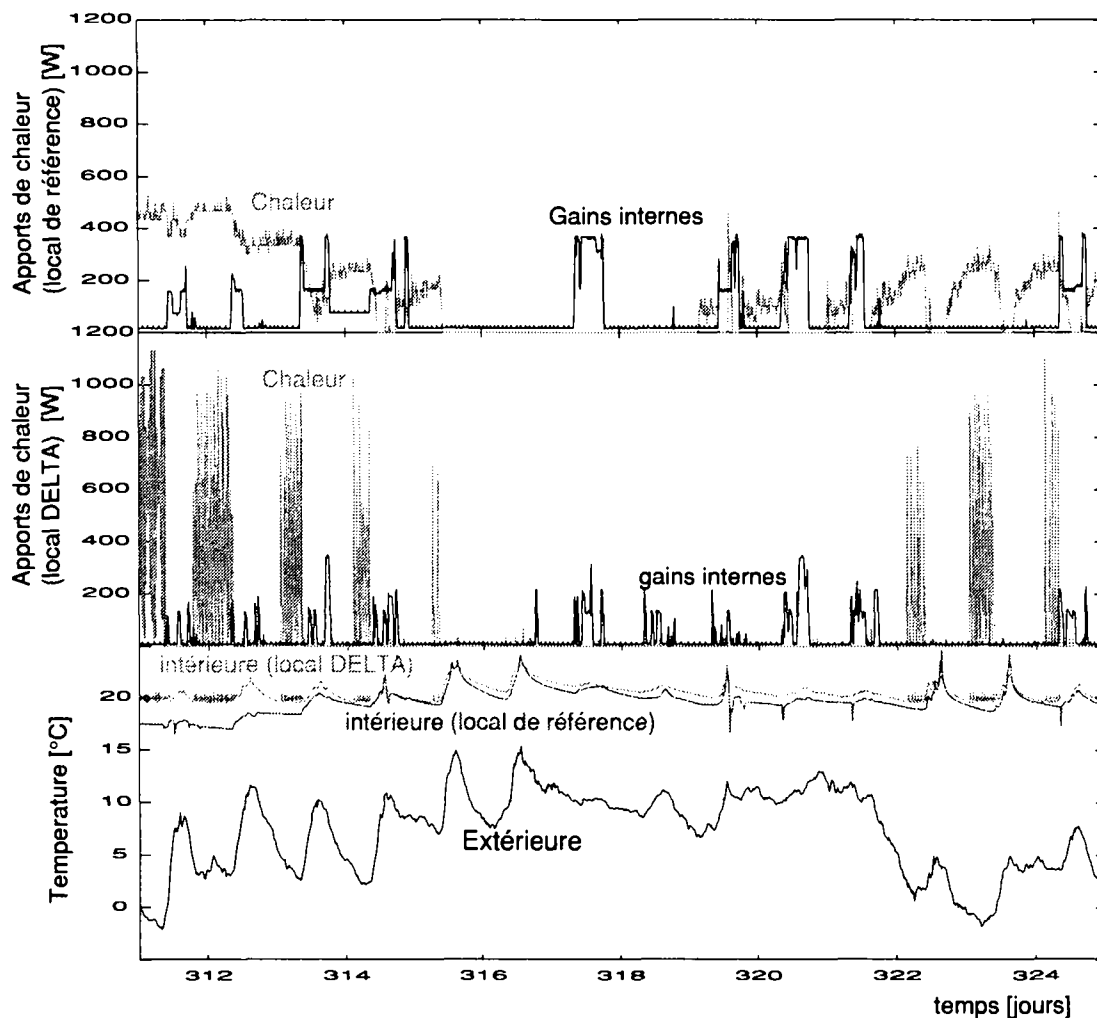


Figure 6 - 14: Gains de chaleur et mouvements du store dans le local de référence et le local dont le store est contrôlé par l'algorithme DELTA.

	Local de référence	local contrôlé
Chauffage [MJ]	132.5	52.9
Refroidissement [MJ]	0	0
Gains solaires [MJ]	122	117.4
Gains internes [MJ]	52.4	17.4
Eclairage artificiel [MJ]	27.4	17.9
Mouvements du store: total [1/jour]	0.5	15.4
Mouvements du store: pendant l'occupation [1/heure]	0.1	1
Mouvements du store: propres à l'occupant [1/heure]	0.1	0.4
Nombre d'heures d'occupation [1/jour]	5.5	5.7

Tableau 6 - 5: Comparaison des gains entre le local contrôlé et le local de référence : chaleur, gains internes et température intérieure.

Pour compléter la comparaison entre les deux locaux, la figure 6 - 15 montre les ouvertures de fenêtres et de portes, qui créent des pertes thermiques parasites. Normalement, la porte des locaux doit rester fermée (consigne donnée aux utilisateurs) en tout temps (excepté pour les entrées et sorties). Les exceptions (jour 312, local de référence et jour 320, local contrôlé) correspondent à des infractions à cette consigne (oubli).

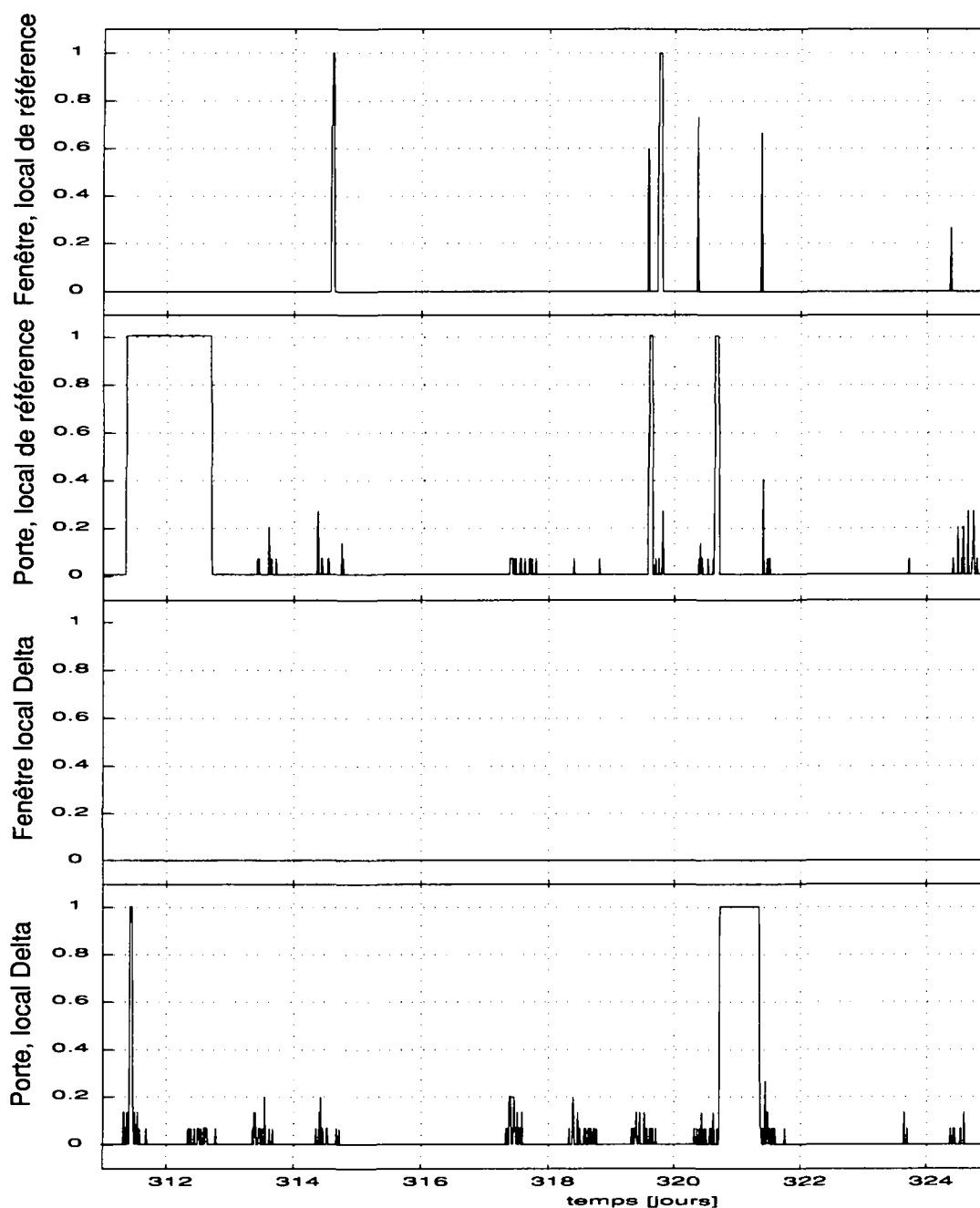


Figure 6 - 15: Ouverture de portes et fenêtres dans les deux locaux.

Sur la base de ces graphiques comparatifs, les observations suivantes peuvent être formulées :

1. Apports de chaleur

Les apports totaux de chaleur sur la période considérée sont de 132 MJ pour le local de référence et de 53 MJ pour le local contrôlé. Cette différence importante s'explique ainsi:

- Dans le local de référence, le chauffage a été enclenché seulement 2 jours avant le début de l'expérience: les premiers jours (311 à 315) beaucoup de chaleur a donc été utilisée pour augmenter la température du local.
- Le local, où la gestion biomimétique du store est appliquée, bénéficie d'une meilleure isolation thermique de nuit. En effet dans le local de référence, l'utilisateur laisse son store de nuit dans la position où il était en fin de la journée (donc ouvert), ce qui résulte en un besoin de chaleur plus grand, particulièrement les jours froids (jours 322 et 323).

2. Eclairage artificiel

L'éclairage artificiel représente 27 MJ dans le local de référence et 17 MJ dans le local contrôlé. Cette différence dépend essentiellement du comportement différent des deux utilisateurs et ne peut être attribuée, sur une si courte période, à un besoin plus grand d'éclairage artificiel dans le local de référence.

3. Utilisateurs et mouvements du store

Dans le local de référence, la position du store n'est modifiée que très rarement (seul 0.1 changement par heure occupée contre 0.4 dans le local contrôlé). Les utilisateurs étant différents, ce résultat ne peut être généralisé sans étude complémentaire, toutefois, cela semble indiquer que le confort visuel standard proposé par l'algorithme visuel n'est pas parfaitement satisfaisant pour l'utilisateur concerné, puisque celui-ci change la position par lui-même plus fréquemment que dans l'autre local.

6.2.2 Satisfaction des utilisateurs

La satisfaction des utilisateurs par rapport au système de contrôle automatique du store a été évaluée sur la base de deux questionnaires. Le premier, rempli deux fois par jour pendant l'expérience, permet d'estimer la satisfaction instantanée et le confort des usagers. Le second rempli deux mois après l'expérience permet d'évaluer ultérieurement la satisfaction générale des utilisateurs.

Résultats du questionnaire rempli durant l'expérience

Un des buts du questionnaire était d'effectuer quelques statistiques concernant le confort thermique et visuel des utilisateurs et de mettre ainsi en évidence des comportements différents dans le local de test et le local de référence. Cette idée a dû être abandonnée en raison du nombre trop restreint de périodes de mesures. Par contre les remarques des utilisateurs concernant le fonctionnement du système de contrôle du store sont très instructives; elles sont classées en trois catégories distinctes:

1. les remarques ayant permis une amélioration de l'algorithme de contrôle,
2. les problèmes relatifs au contrôle automatique en fonctionnement normal,
3. les problèmes dus à un mauvais fonctionnement du contrôle automatique.

Remarques permettant une amélioration du système

"Lorsque les nuages passent, le store bouge trop souvent"

Ce problème est bien connu des systèmes de contrôle automatique des stores, basés sur une mesure instantanée du rayonnement solaire. La parade utilisée ici consiste à abaisser instantanément le store en cas de besoin (éblouissements dus à un rayonnement solaire important) et de ne le relever qu'après 15 minutes d'ordre continu d'ouverture.

"La position du store change trop souvent"

Cette remarque est générale (non particulière aux passages nuageux). Les occupants ont proposé de limiter le nombre de positions possibles. Afin de conserver un ajustement suffisamment fin, quatre positions ont été choisies (ouvert, 2/3 ouvert, 1/3 ouvert, fermé).

“J’apprécierais une ambiance plus sombre lorsque je travaille à l’écran de mon ordinateur”

L’algorithme de confort visuel proposé procure des conditions standard de confort. Pour un utilisateur donné, l’ambiance lumineuse souhaitée dépend du travail à accomplir :

- ambiance sombre pour le travail à l’écran,
- ambiance claire sans éblouissement pour un travail à son bureau,
- ambiance très claire si aucun travail de lecture ou d’écriture n’est prévu.

La position de l’utilisateur dans la pièce (près de la fenêtre ou en fond de pièce) influence également l’ambiance souhaitée. Ce choix du type d’ambiance peut être obtenu simplement en décalant les règles floues de la base de règle standard. La figure suivante illustre comment une ambiance sombre peut être obtenue par cette méthode.

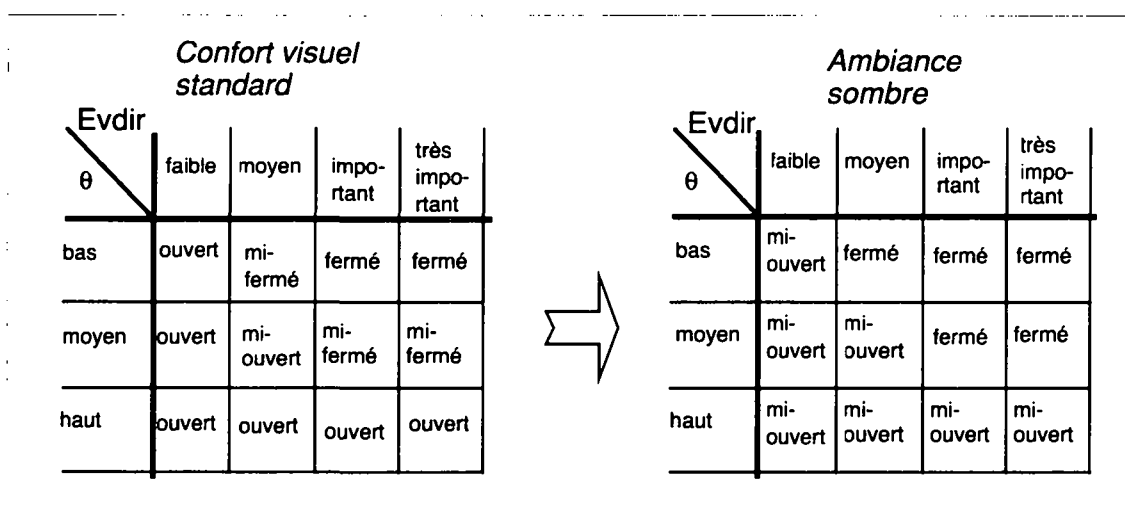


Figure 6 - 16: Base de règle correspondant à une ambiance sombre (ici pour un éclairage diffus “bas”), obtenue par un décalage des règles de la base standard.

Quelques ambiances programmées possibles et leurs applications sont données dans le tableau suivant.

Ambiance	Application possible
standard	travail de bureau
sombre	travail à l’écran
claire	discussion
fermée	présentation de diapositives
ouvert	loisir, contemplation de l’extérieur
manuelle (sans intervention automatique)	allergie aux systèmes automatiques

Tableau 6 - 6: Ambiances possibles et leurs applications

Ces ambiances programmées n’ont pas été testées expérimentalement. En pratique, cela pourrait se faire par des boutons de commandes, chacun correspondant à une ambiance différente.

Relevons qu'un système tel que le Luxmate vise justement à offrir des ambiances lumineuses au moyen de l'éclairage artificiel. Toutefois si celui-ci tient compte de la position du store pour ajuster le niveau d'éclairage intérieur, il ne propose pas de contrôler directement le store en conséquence comme il est fait ci-dessus (ou il se limite à quelques interventions simples telles que relever le store en cas d'enclenchement de l'éclairage artificiel).

"Le temps est agréable, j'aimerais voir dehors"

Ce problème se pose lorsque le store est complètement abaissé en raison d'un rayonnement incident élevé. La solution adoptée ici consiste à conserver toujours une ouverture minimale de 10% afin de garantir un regard possible sur l'extérieur à tout moment.

Problèmes relatifs au contrôle automatique en fonctionnement normal

"Il n'y a pas de soleil mais le store est fermé"

Les locaux sont situés au rez-de-chaussée du bâtiment LESO, par contre le capteur d'éclairage est situé sur le toit du bâtiment (15 mètres en dessus). En fin d'après midi ou en début de matinée, en raison des obstructions sur l'horizon, le rayonnement direct peut éclairer le toit (et donc la sonde de mesure), mais pas le bureau. Or le contrôle est effectué en fonction de l'éclairage sur la sonde. Ce problème peut être corrigé en tenant compte de la géométrie du bâtiment et de la position de la sonde par rapport aux locaux contrôlés, ou alors en plaçant un capteur au même niveau que les locaux. Ce problème n'ayant lieu que quelques minutes par jour, la solution adoptée pour cette expérience (une seule sonde située sur le toit du bâtiment) est plus raisonnable en pratique.

"Le store est fermé en arrivant le matin au bureau, cela paraît étrange"

Ceci est dû à l'optimisation thermique durant la période hivernale (voir chapitre 4.4). L'isolation du local étant supérieure en fermant le store durant la nuit. Il a donc été nécessaire d'expliquer ce fonctionnement parfaitement normal aux utilisateurs.

(En entrant dans la pièce): "Le soleil brille, le store est levé, il fait chaud ici !"

Ceci est également dû à l'optimisation thermique durant la période hivernale. En effet durant cette saison, le système accumule les gains solaires afin de diminuer les besoins en chaleur auxiliaire. Une explication aux utilisateurs a donc été ici également nécessaire.

Les problèmes dus à un mauvais fonctionnement du contrôle automatique

Ces remarques sont reportées ici parce qu'elles ont été la cause d'irritation des utilisateurs par rapport au système automatique. Les problèmes soulevés ici sont causés par des erreurs de programmation ou de communications entre les PC de l'expérience (voir chapitre 6.1.2); en fonctionnement réel, de telles situations ne se produiraient pas (on l'espère, du moins).

"Parfois la lumière s'allume toute seule"

"Parfois, je choisis une position du store et le système la modifie une minute après"

"Le soleil brille et le store ne se baisse pas"

Un second questionnaire [Hög 95] a été remis aux occupants deux mois après la fin de l'expérience. Ainsi les usagers pouvaient s'exprimer "à froid" sur leur sentiment général à propos du système. Il en ressort les points suivants:

- La gestion des apports solaires et de pertes thermiques à travers le vitrage en l'absence des utilisateurs est très appréciée. En effet un tel contrôle ne peut pas être obtenu par la gestion manuelle des stores, il est ressenti comme positif.
- Pendant l'occupation, le confort visuel proposé par l'algorithme automatique n'est que moyennement apprécié. Les occupants aiment pouvoir actionner eux-mêmes leur store, mais il leur semble devoir le faire aussi souvent que d'habitude (ce qui est confirmé expérimentalement au chapitre 6.2).
- Concernant le bruit du store motorisé et la sensation inhabituelle de voir le store bouger tout seul, les occupants s'y habituent après une phase d'adaptation.
- Les utilisateurs pensent que les mouvements automatiques du store surviennent trop tôt après un ordre manuel (en principe 30 minutes après: voir chapitre 4.4.3). Dans certains cas, en effet, même après 30 minutes, la position choisie manuellement semble être toujours la bonne.

6.2.3 Bilan des expériences sur le contrôle des stores

Le fonctionnement qualitatif du contrôleur de store est conforme aux simulations numériques. Les utilisateurs apprécient particulièrement de garder toujours un contrôle manuel possible, ainsi que la gestion thermique par les stores en dehors de l'occupation. Par contre, ils n'apprécient que moyennement l'algorithme automatique de confort visuel qui ne correspond pas totalement à leurs besoins exacts. La possibilité de commander des ambiances programmées (sombre, claire, etc.) permettrait de combler cette lacune.

La gestion automatique des stores est un domaine sensible pour les utilisateurs. On touche en effet au confort visuel qu'ils ont l'habitude de gérer eux-mêmes, contrairement au chauffage central. Les nombreuses remarques par rapport au système proposé montrent que son développement futur nécessitera une mise au point avec un échantillon beaucoup plus large d'utilisateurs.

6.3 Gestion biomimétique du chauffage

6.3.1 Analyses qualitatives sur des périodes types

Une première comparaison entre les régulations conventionnelles de référence et NEUROBAT est effectuée sur deux périodes type. Leur fonctionnement est ainsi mis en évidence de manière qualitative. Les périodes retenues sont données dans le tableau ci-dessous.

Période	date	caractéristiques de la période
hiver	29.1 au 31.1	période peu ensoleillée ($G_h=300\text{W/m}^2$ au maximum) température extérieure basse ($-1 < T_e < 5\text{ °C}$)
mi-saison	20.3 au 24.3	ensoleillement variable ($G_h=700\text{W/m}^2$ au maximum) température extérieure moyenne ($+4 < T_e < 16\text{ °C}$)

Tableau 6 - 7: Périodes retenues dans l'analyse qualitative de la régulation biomimétique.

Période d'hiver

Durant cette période, la régulation conventionnelle de référence contrôle le local 03 et la régulation NEUROBAT le local 04. Les conditions météorologiques de cette période (température extérieure et rayonnement solaire) sont données par la figure 6 - 17. Les températures intérieures des locaux 03 et 04 sont données en figure 6 - 18, les apports de chaleur en figure 6 - 19, les

températures d'aller et retour des circuits d'eau en figure 6 - 20 et les positions de store et gains solaires en figures 6 - 21 et 6 - 22.

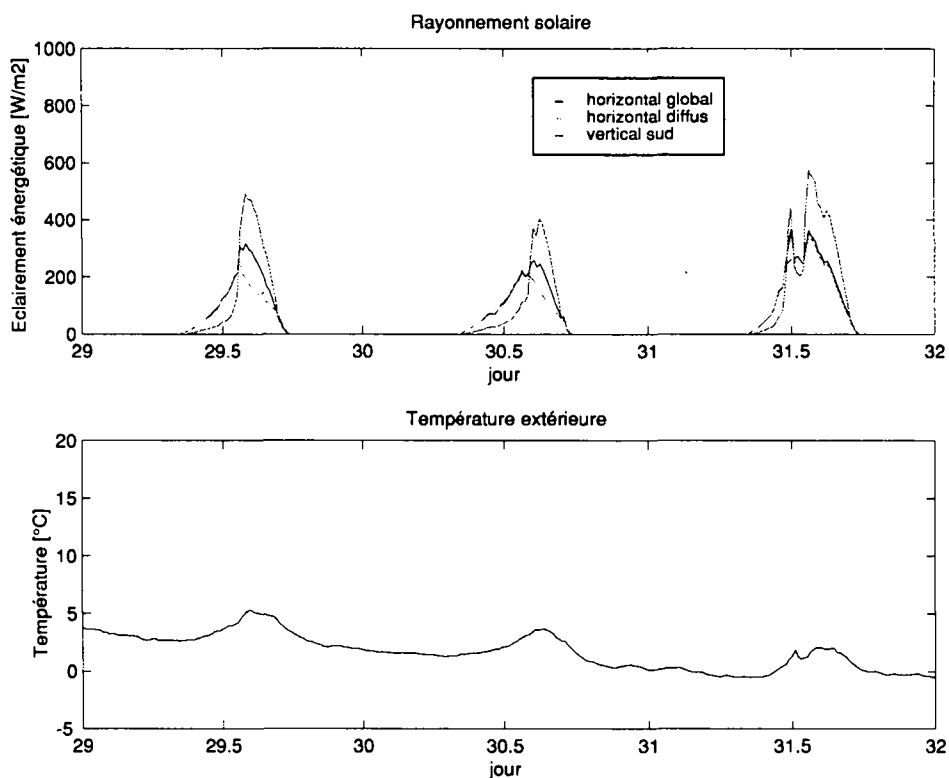


Figure 6 - 17: Conditions météorologiques de la période d'hiver: Rayonnement solaire horizontal global, diffus horizontal et global vertical sud (en haut), température extérieure (en-bas).

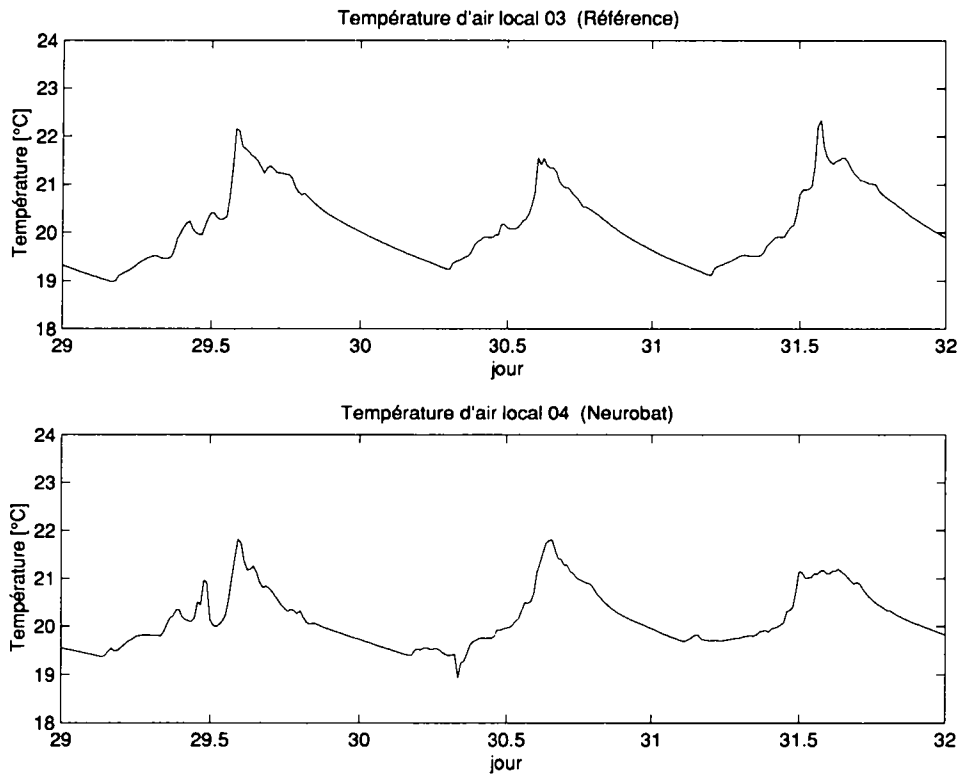


Figure 6 - 18: Températures intérieures dans les locaux 03 (Référence) et 04 (NEUROBAT).

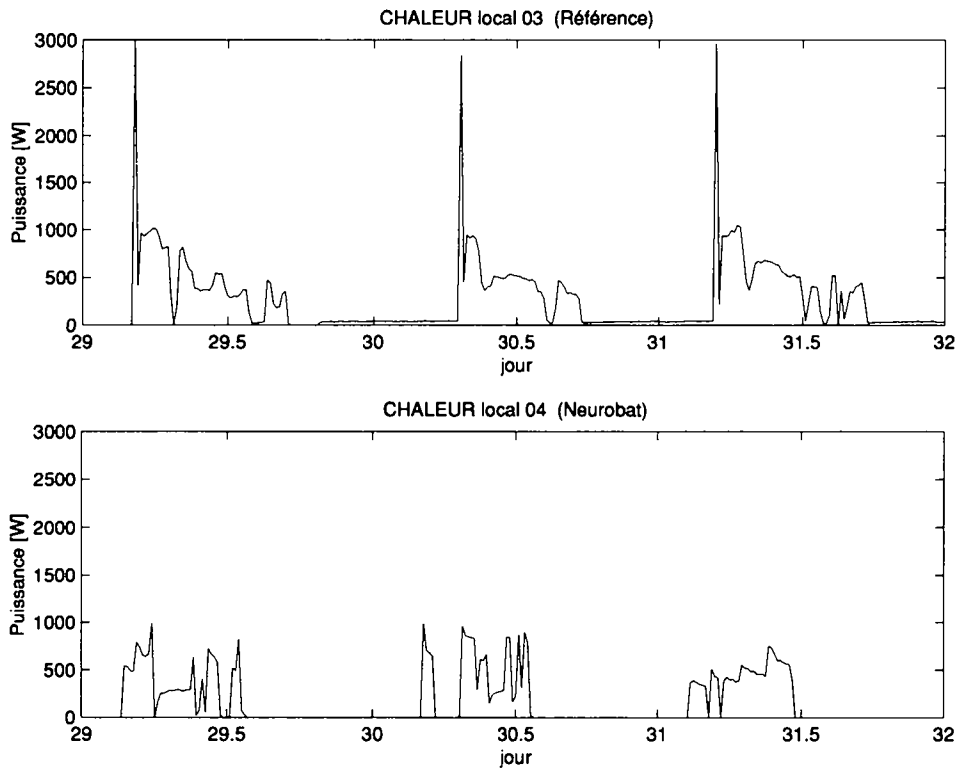


Figure 6 - 19: Puissance de chauffage dans les locaux 03 (Référence) et 04 (NEUROBAT).

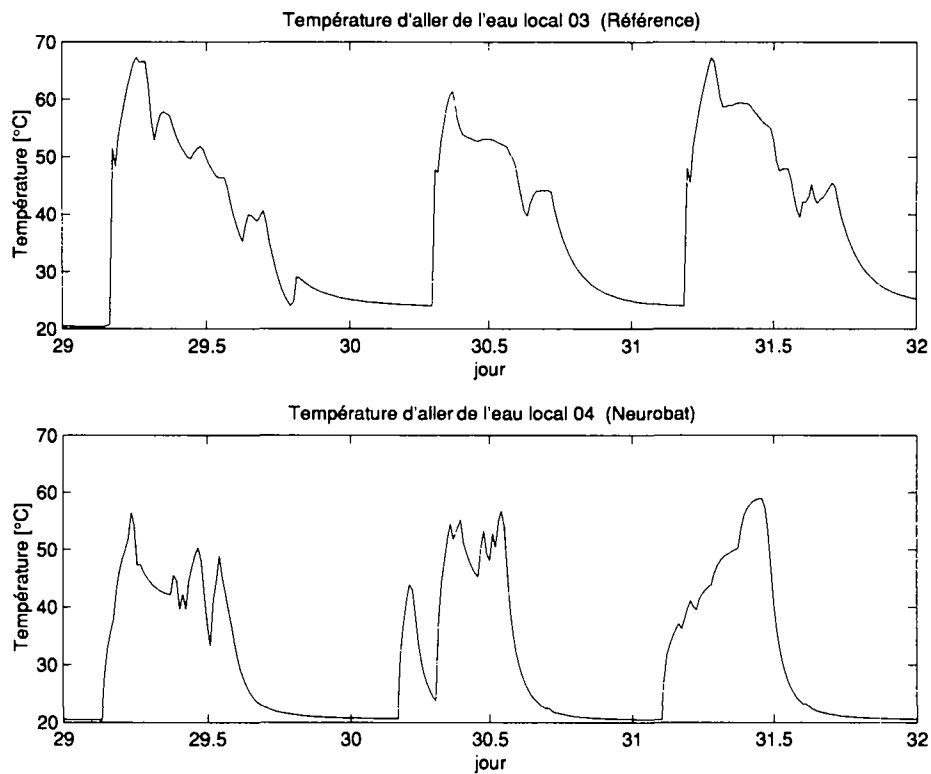


Figure 6 - 20: Température de départ de l'eau chaude dans les locaux 03 (Référence) et 04 (NEUROBAT).

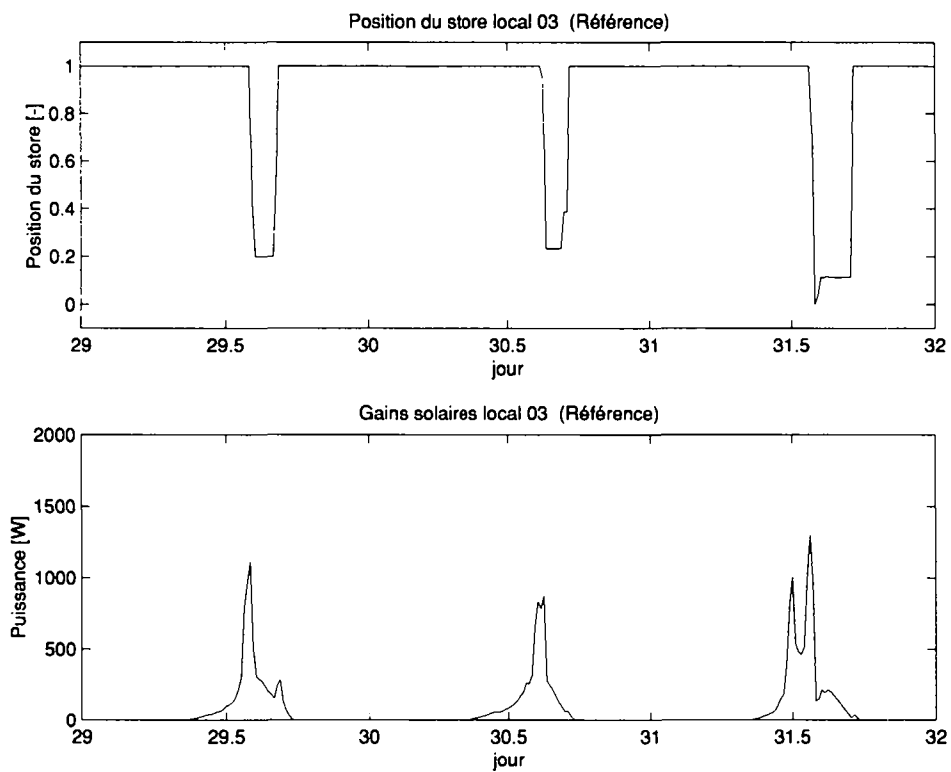


Figure 6 - 21: Position du store (choisie librement par l'utilisateur) et gains solaires dans le local 03 (Référence).

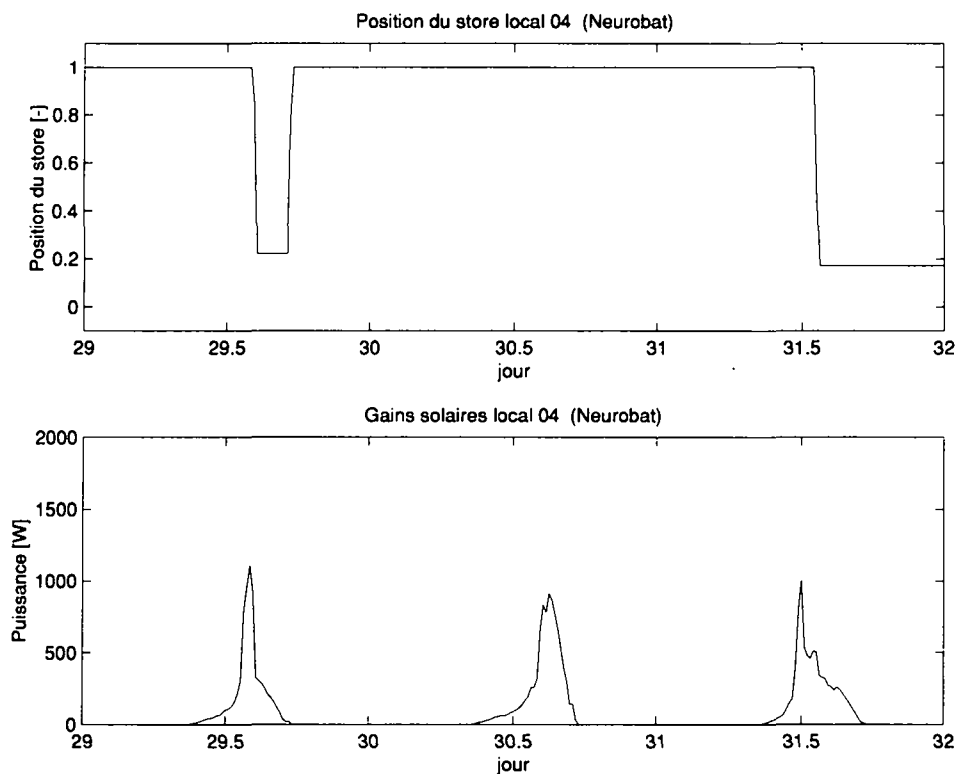


Figure 6 - 22: Position du store (choisie librement par l'utilisateur) et gains solaires dans le local 04 (NEUROBAT).

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos de ces graphiques:

- Durant la période hivernale, on constate que la régulation conventionnelle (local de référence) anticipe l'horaire de confort en démarrant le chauffage vers 4h (les jours 29 et 31). Durant l'après-midi, la température de départ (et les apports de chaleur) est réduite lorsque la température intérieure est supérieure à la consigne (gains solaires).
- La régulation NEUROBAT a un comportement assez proche durant cette période: le démarrage a lieu vers 3h, puis, l'anticipation des gains solaires permet de couper le chauffage vers 12h. Concernant la température intérieure, le comportement dans les deux locaux est comparable, les différences mesurées sont dues aux perturbations telles que les gains solaires variables (voir figure 6 - 21 et figure 6 - 22) plutôt qu'à une gestion différente du chauffage.

Période de mi-saison

Durant cette période, la régulation conventionnelle (local de référence) régule le local 03 et la régulation NEUROBAT le local 04. Les conditions météorologiques de cette période (température extérieure et rayonnement solaire) sont données par la figure 6 - 23. Les températures intérieures des locaux 03 et 04 sont données par la figure 6 - 24, les apports de chaleur par la figure 6 - 25, les températures d'aller et retour des circuits d'eau par la figure 6 - 26 et les positions de store et gains solaires sur les figures 6 - 27 et 6 - 28.

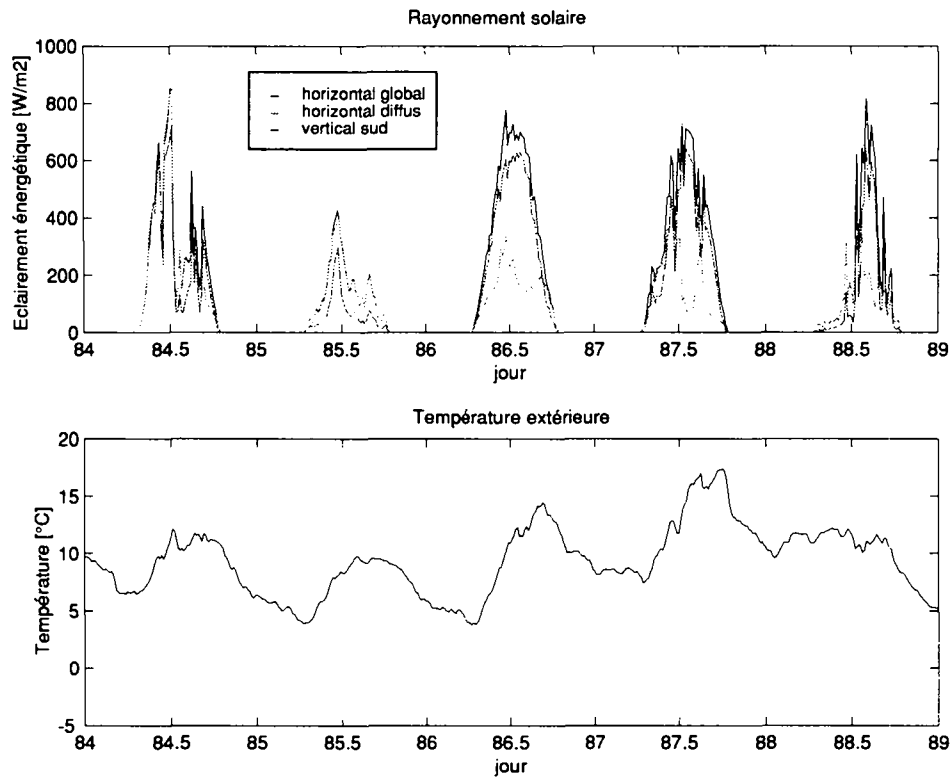


Figure 6 - 23: Conditions météorologiques de la période de mi-saison: Rayonnement solaire horizontal global, diffus horizontal et global vertical sud (en haut), température extérieure (en bas).

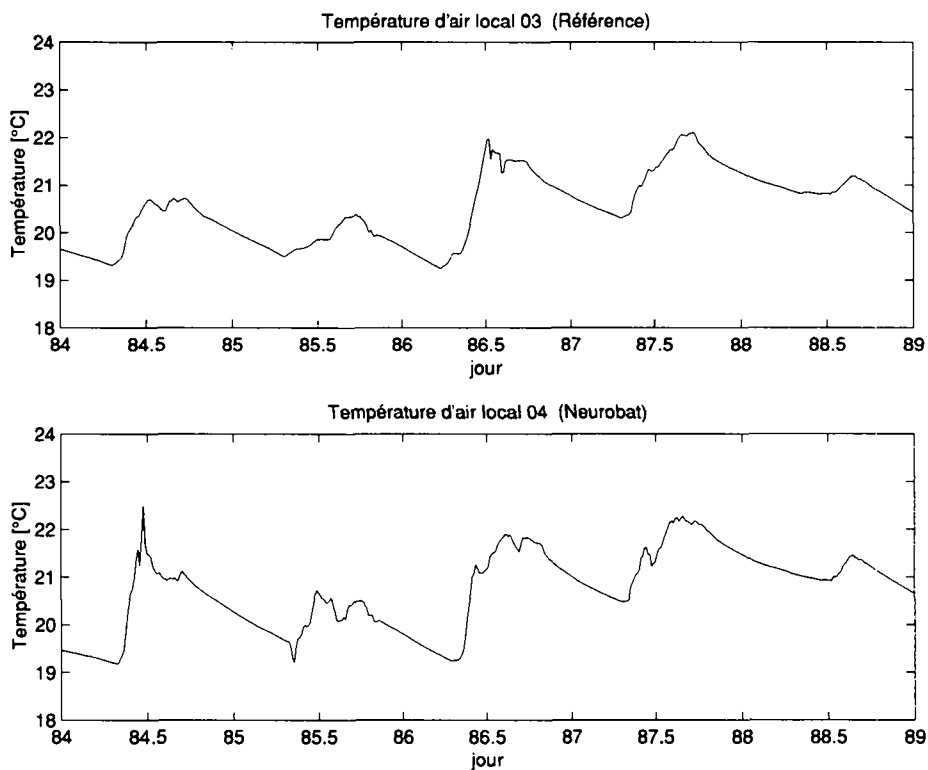


Figure 6 - 24: Températures intérieures dans les locaux 03 (Référence) et 04 (NEUROBAT).

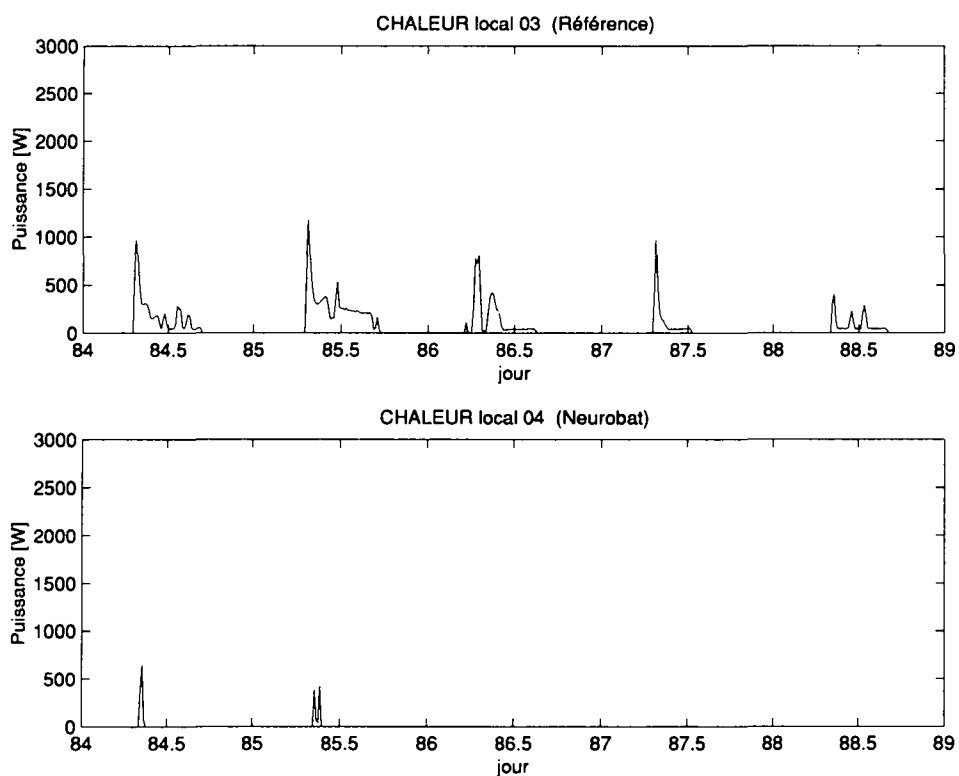


Figure 6 - 25: Puissance de chauffage dans les locaux 03 (Référence) et 04 (NEUROBAT).

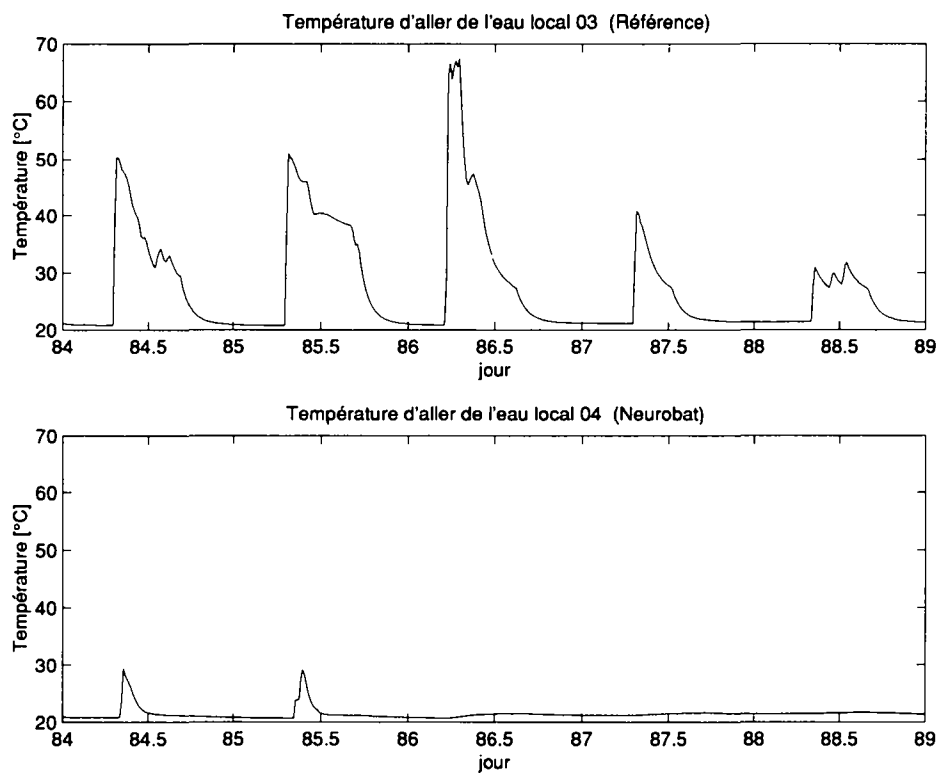


Figure 6 - 26: Température de départ de l'eau chaude dans les locaux 03 (Référence) et 04 (NEUROBAT).

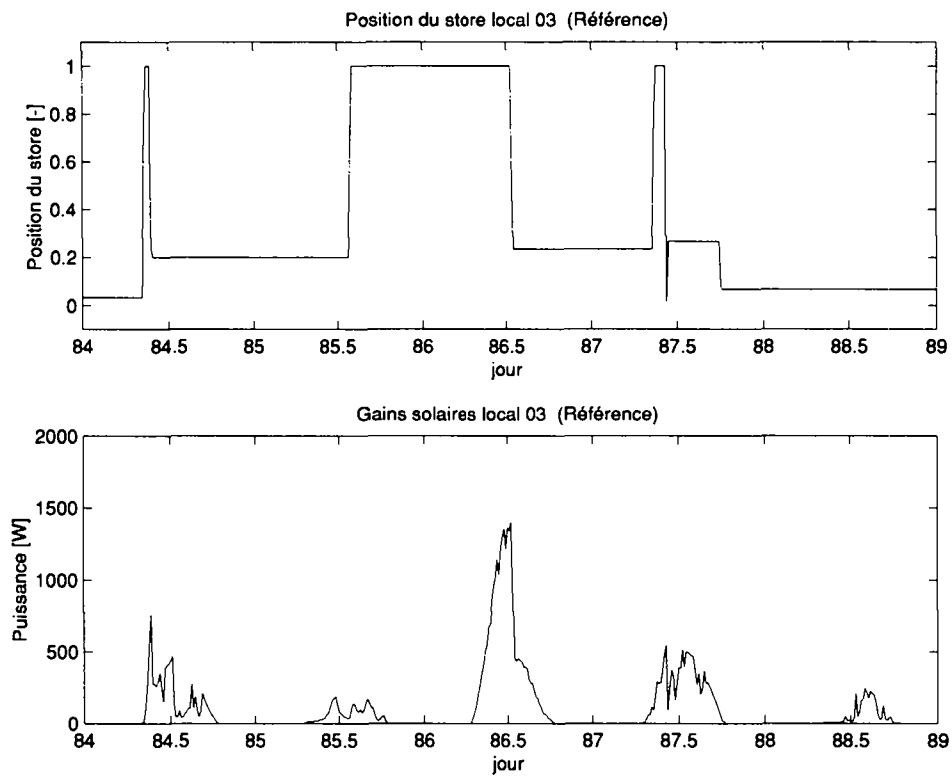


Figure 6 - 27: Position du store (choisie librement par l'utilisateur) et gains solaires dans le local 03 (Référence).

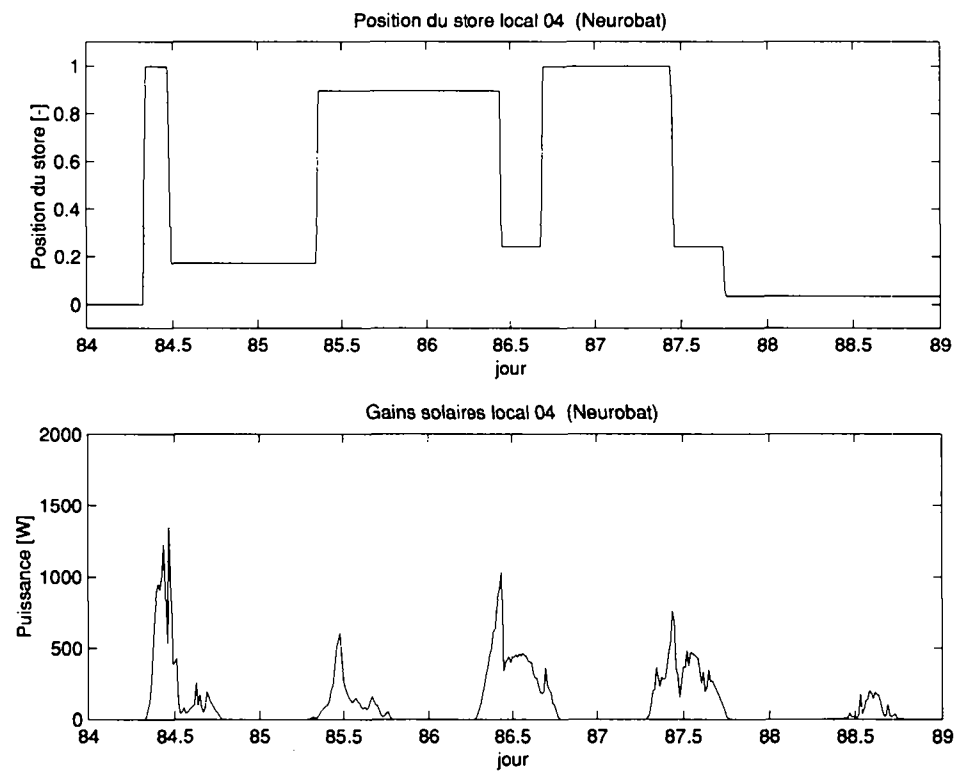


Figure 6 - 28: Position du store (choisie librement par l'utilisateur) et gains solaires dans le local 04 (NEUROBAT).

Les remarques suivantes peuvent être formulées à propos de ces graphiques:

- Durant la seconde période de mi-saison, la régulation de référence n'effectue que peu d'apports de chaleur du fait de la température extérieure moyenne. L'après-midi, les apports sont réduits fortement puisque la température intérieure est supérieure à la consigne.
- La régulation NEUROBAT supprime presque totalement les apports durant cette période, ceci même le matin. L'anticipation des gains gratuits permet d'éviter ces apports superflus, qui augmenteraient la température intérieure au-delà de la consigne pendant l'occupation des locaux.

6.3.2 Comparaison des performances énergétiques

Toutes les 2 à 3 semaines en moyenne, le type de régulation est échangé dans les locaux, ceci afin d'éviter une erreur systématique due aux occupants. On obtient ainsi quatre configurations possibles:

1. NEUROBAT local 03,
2. Référence local 03,
3. NEUROBAT local 04,
4. Référence local 04.

On relèvera toutefois que la référence dans le local 03 est équipée de l'optimisation start/stop, ce qui n'est pas le cas du local 04.

Après suppression des jours ayant donné lieu à des expériences particulières (chauffage de nuit, rafraîchissement passif le week-end, etc.), des jours de pannes de l'acquisition et des premières semaines nécessaires à la mise au point des programmes d'acquisition et de contrôle, on obtient une saison de chauffage 97 presque complète (taux de couverture de 82%). Celle-ci inclut la seconde partie de l'hiver 96/97 (fin décembre 96 → mi-avril 97) et la première moitié de l'hiver 97/98 (mi-octobre 97 → fin décembre 98).

Le tableau 6 - 8 résume les résultats obtenus sur cette période, le tableau contient les grandeurs détaillées ci-dessous:

- Les gains internes englobent les appareils de bureau et l'éclairage.
- Les gains solaires sont calculés à partir de la position du store mesurée, de ses caractéristiques et de ceux du vitrage.
- Les gains solaires potentiels sont obtenus avec le store ouvert.
- La force est l'énergie électrique totale consommée par le chauffe-eau, en y soustrayant les pertes de maintien (voir ci-dessous), on obtient la chaleur fournie au local (chaleur, mesure 1). Celle-ci est également mesurée directement, mais moins précisément, au moyen de la différence de température aller et retour du fluide caloporteur et du débit mesuré (chaleur, mesure 2). Le coût optimisé par la régulation NEUROBAT est également calculé de manière séparée pour le confort (pendant l'occupation et en dehors) et l'énergie.
- Les pertes de maintien représentent la chaleur perdue par le chauffe-eau pour maintenir sa température constante (cette chaleur n'est pas transmise au local, mais reste dans la cave). Ces pertes sont évaluées à partir de la force consommée en dehors de toute demande de chaleur.

	NEUROBAT 03	Référence 03	NEUROBAT 04	Référence 04
Nombre de jours mesurés [jours]	80.6	65.6	65.6	80.6
Nombre d'heures d'occupation [h]	263.4	229.2	244.0	271.5
Force [MJ]	1147 ±29	1074 ±27	632 ±16	927 ±23
Pertes de maintien (entretien boiler) [MJ]	195 ±3	159 ±2	174 ±2	214 ±3
Chaleur (mesure 1) [MJ]	952 ±26	895 ±25	458 ±14	713 ±20
Chaleur (mesure 2) [MJ]	918 ±92	873 ±87	403 ±40	696 ±70
Gains solaires [MJ]	712 ±71	522 ±52	486 ±49	753 ±75
Gains solaires potentiels [MJ]	1383 ±69	975 ±49	975 ±49	1383 ±69
Coût de l'énergie par jour [-]	0.20	0.24	0.11	0.15
Coût de l'inconfort par jour [-] (pendant l'horaire de bureau)	6.50	2.57	2.63	8.15
Coût de l'inconfort par jour [-] (pendant l'occupation réelle)	0.48	0.53	0.74	1.69
Coût total par jour [-]	0.68	0.77	0.85	1.85

Tableau 6 - 8: Résultats globaux obtenus, pour un local et une régulation donnée, sur la saison de chauffage 97.

La figure suivante donne les principaux apports de chaleur pour quatre configurations du contrôle thermique des locaux.

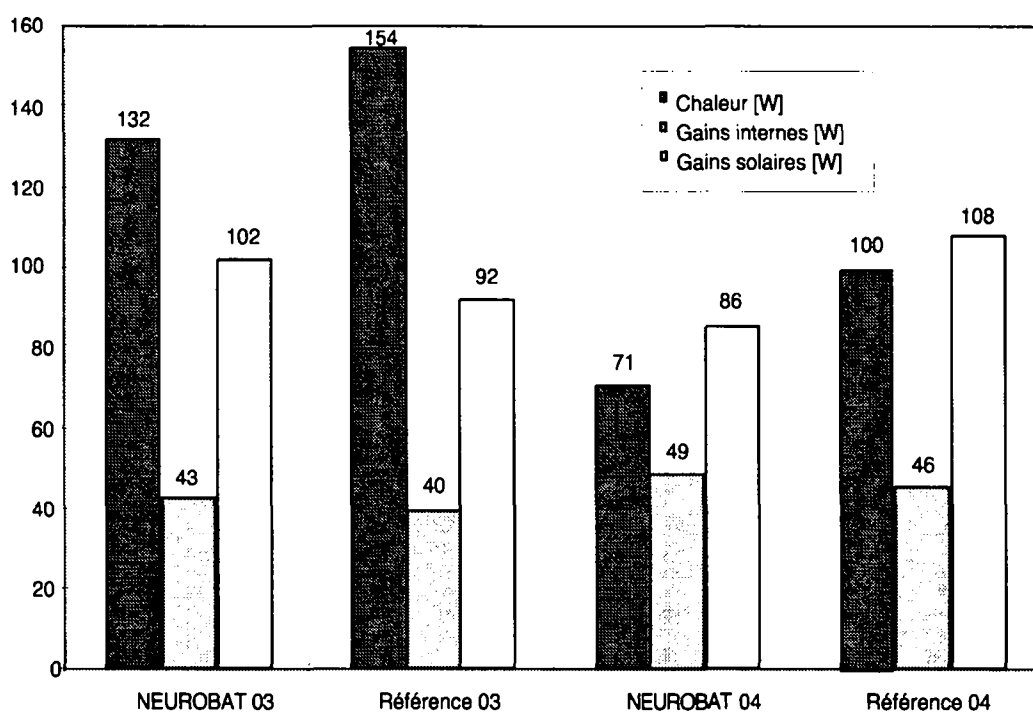


Figure 6 - 29: Principaux apports de chaleur pour les quatre configurations possibles (en puissance moyenne, indépendante du nombre de jours de mesure de chaque configuration).

Les points suivants peuvent être relevés à partir de cette figure:

- La chaleur consommée par la régulation NEUROBAT est sensiblement inférieure à celle de la régulation de référence et ceci pour les deux locaux.
- Le local 03 présente toutefois des besoins de chaleur supérieurs au local 04; ceci est confirmé par la suite (chapitre 6.3.5). Un test à l'aide de fumées a montré que la façade extérieure du local 03 possède une large fente due à une imperfection de raccordement. Curieusement cette imperfection est passée inaperçue jusqu'à présent, malgré les nombreuses campagnes de mesures menées sur ce bâtiment depuis 1982 [GRE 85a] (probablement en raison des mesures effectuées sur l'unité complète: locaux 03 et 04 confondus). Grâce à l'échange systématique des régulations entre les deux locaux cette différence d'isolation extérieure n'a aucune influence sur les résultats obtenus ici.

Pour comparer globalement les deux systèmes et éviter précisément tout biais dû aux occupants ou aux locaux différents, la consommation a été additionnée sur tous les jours de mesure, puis moyennée à nouveau:

$$P_{\text{Neu}} = \frac{(E_{\text{Neu}_03} + E_{\text{Neu}_04})}{t_1 + t_2} \quad (\text{éq. 6 - 1})$$

$$P_{\text{Réf}} = \frac{(E_{\text{Réf}_03} + E_{\text{Réf}_04})}{t_1 + t_2}$$

où:

P_{Neu} [W]	Puissance moyenne de chauffage pour la régulation NEUROBAT
$P_{\text{Réf}}$ [W]	Puissance moyenne de chauffage pour la régulation de référence
E_{xxx_03} [J]	Chaleur consommée par la régulation xxx dans le local 03
E_{xxx_04} [J]	Chaleur consommée par la régulation xxx dans le local 04
t_1 [s]	Temps de fonctionnement de la régulation NEUROBAT dans le local 03 et de la régulation de référence dans le local 04
t_2 [s]	Temps de fonctionnement de la régulation NEUROBAT dans le local 04 et de la régulation de référence dans le local 03

Les résultats obtenus pour P_{Neu} et $P_{\text{Réf}}$ sont donnés dans le tableau suivant:

	NEUROBAT	Référence
Chaleur consommée (local 03 et 04) [MJ]	1410	1627
Nombre jours mesurés [jours]	146.2	146.2
Puissance moyenne (P_{xxx}) [W]	112	129

Tableau 6 - 9: Résultats globaux obtenus sur la saison de chauffage 97.

On constate dans le tableau 6 - 9 que la puissance moyenne consommée par la régulation NEUROBAT est de 112 W par rapport à 129 W pour la référence. Cela correspond à une économie relative de $13 \pm 1\%$ (cette incertitude est évaluée en supposant l'erreur relative sur la chaleur consommée constante, pour un local donné; c'est-à-dire que les erreurs systématiques effec-

tuées sont proportionnelles à la chaleur mesurée et ne varient pas dans le temps pour un local donné).

Le coût défini par l'éq. 4 - 16 a été évalué pour les quatre configurations. Pour la comparaison, le coût de l'inconfort en dehors de l'occupation réelle n'a pas été comptabilisé, en effet les surchauffes fréquentes causées par la non-gestion des stores en dehors de l'occupation masqueraient les effets propres aux régulations (en fait le coût de l'inconfort n'est de toute façon pas totalisé en dehors de l'horaire d'occupation, toutefois celui-ci ne coïncide pas forcément avec l'occupation réelle des locaux).

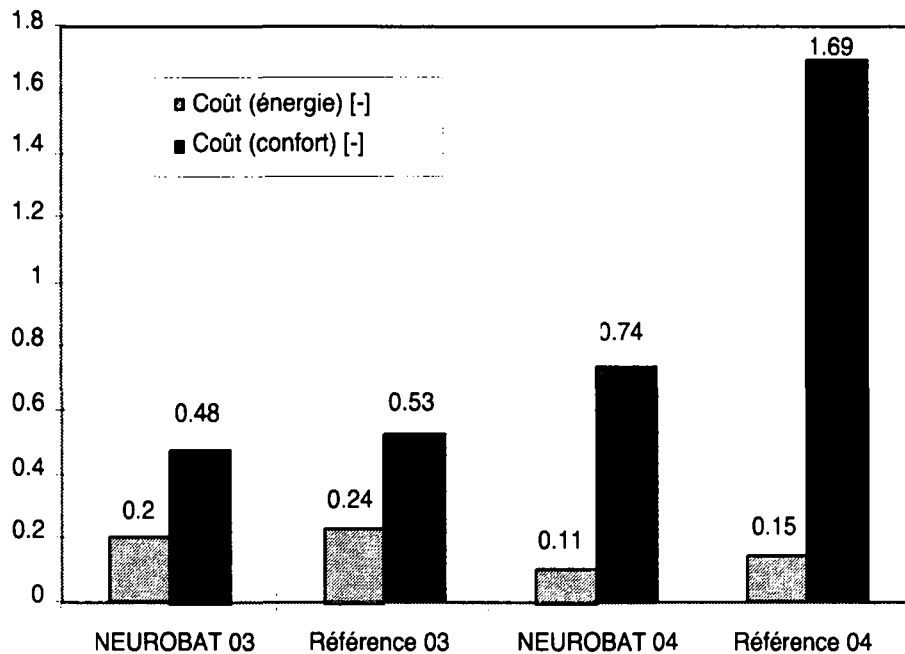


Figure 6 - 30: Valeurs de la fonction de coût pour l'énergie (par jour) et pour le confort pendant l'occupation réelle.

On constate que le coût (confort et énergie) est inférieur pour la régulation NEUROBAT. Ceci n'est pas surprenant puisque l'algorithme minimise ce dernier. Il peut paraître étonnant que le coût lié au confort soit bien plus élevé que celui lié à l'énergie; cela provient du coût engendré par les surchauffes qui ne peuvent pas être compensées ici (pas de système de refroidissement).

6.3.3 Evaluation du confort thermique

Le confort thermique a été évalué au moyen du modèle de Fanger. Le PMV (vote moyen prévisible) et le PPD (pourcentage prévisible d'insatisfaits) sont donnés par les figures suivantes; ils sont évalués sur toute la saison de mesure, pendant l'occupation réelle.

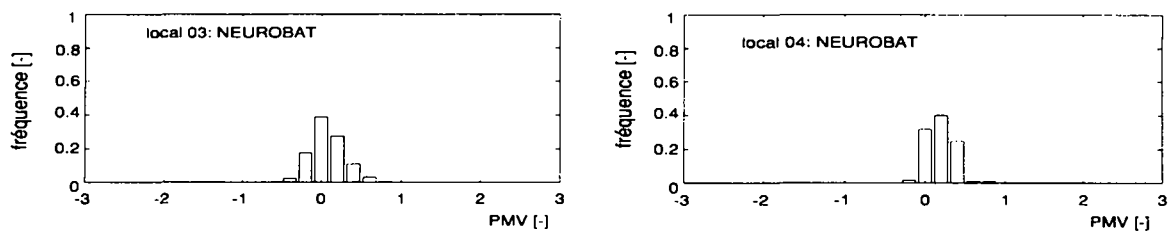


Figure 6 - 31: Histogramme de PMV pendant l'occupation réelle des locaux (saison complète de mesure): Régulation NEUROBAT.

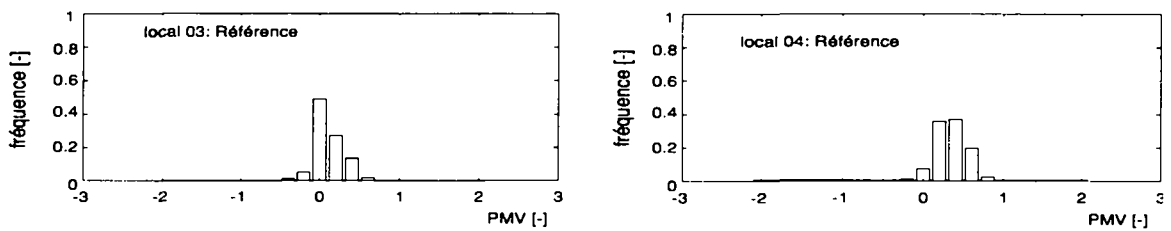


Figure 6 - 32: Histogramme de PMV pendant l'occupation réelle des locaux (saison complète de mesure): Régulation conventionnelle (référence).

On constate sur ces diagrammes que le confort thermique est contenu dans tous les cas dans un intervalle réduit: $-0.5 < PMV < 1$. Les deux régulations sont donc efficaces et procurent un confort proche de l'optimum. La régulation NEUROBAT est toutefois légèrement meilleure, puisque le PMV est plus centré sur la valeur optimale de 0. Il faut relever que les surchauffes sont limitées par les utilisateurs qui ouvrent les fenêtres et gèrent les stores.

6.3.4 Autres aspects

La position des stores pendant l'occupation en fonction de l'éclairement sur la façade est représentée sur la figure 6 - 33. Si le caractère stochastique, dû aux utilisateurs, est clairement visible sur cette figure, on constate que la position moyenne du store est décroissante avec le rayonnement solaire (figure 6 - 34). En conséquence, les gains solaires ne sont pas proportionnels au rayonnement vertical sud (figure 6 - 35), ce qui motive a posteriori l'utilisation d'un modèle non linéaire du bâtiment pour la régulation de chauffage.

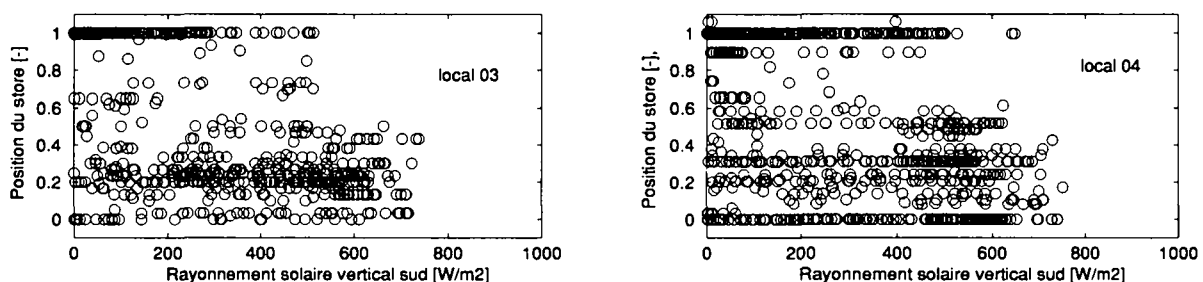


Figure 6 - 33: Position des stores durant l'occupation en fonction du rayonnement solaire moyen incident.

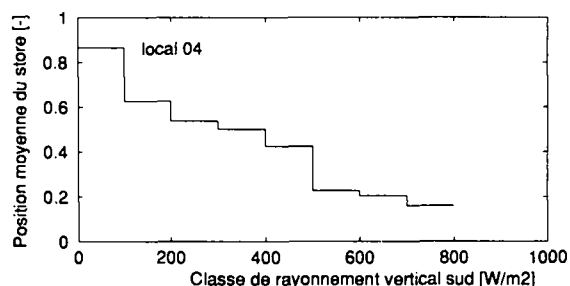
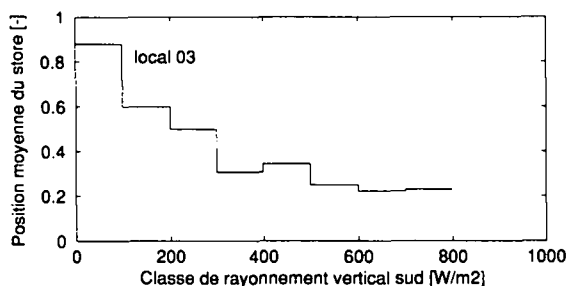


Figure 6 - 34: Position moyenne des stores durant l'occupation en fonction du rayonnement solaire moyen incident.

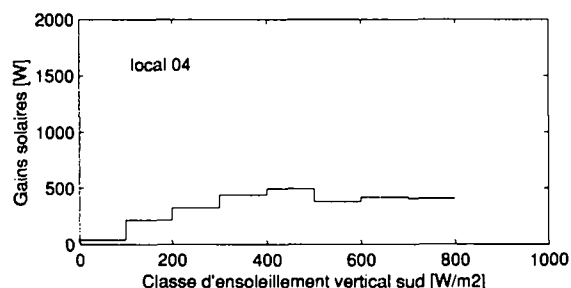
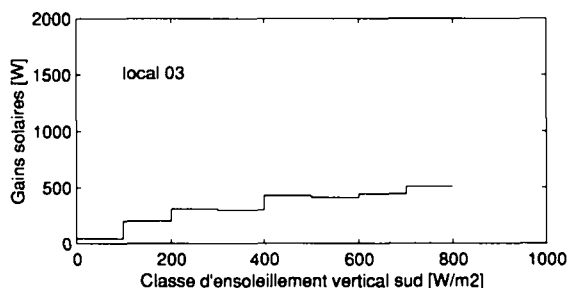


Figure 6 - 35: Gains solaires durant l'occupation en fonction du rayonnement solaire moyen incident.

6.3.5 Analyse Eta

Les diagrammes Eta ont été tracés pour les locaux 03 et 04, contrôlés par les régulations de référence et NEUROBAT. Un intervalle d'intégration de une semaine a été choisi pour chaque configuration. Le coefficient de transfert thermique H0 est supposé indépendant du mode de régulation et déterminé globalement pour chaque local.

Les diagrammes Eta obtenus permettent de confirmer les résultats obtenus précédemment:

- Le coefficient de transfert thermique H0 est plus élevé dans le local 03 que dans le local 04 (valant respectivement 18.0 W/K et 14.9 W/K). La fuite observée sur la paroi extérieure du local 03 (voir chapitre 6.3.2) en est vraisemblablement la cause.
- L'utilisation des gains gratuits est plus élevée pour la régulation NEUROBAT ($\eta_c=0.69$ en moyenne pour les deux locaux) par rapport à la référence ($\eta_c=0.55$).

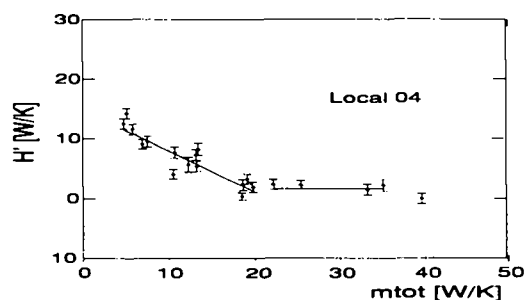
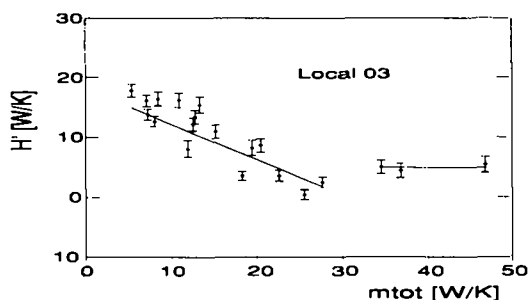


Figure 6 - 36: Diagramme Eta (intervalle d'intégration hebdomadaire) pour les locaux 03 et 04 (toutes régulations confondues): on remarque un comportement thermique différent des deux locaux.

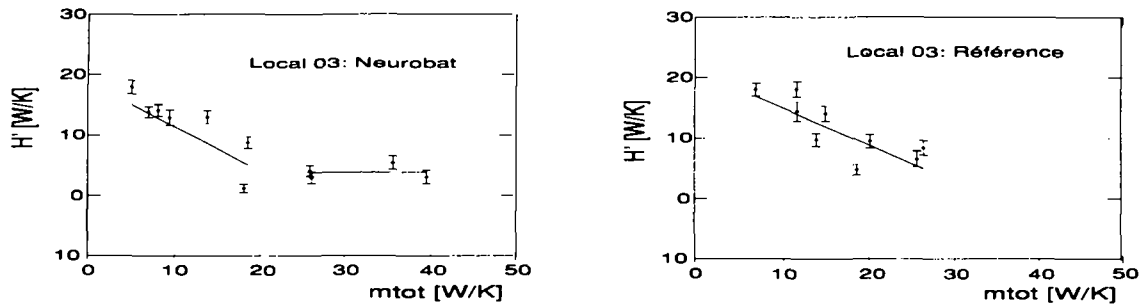


Figure 6 - 37: Diagramme Eta pour le local 03 (intervalle d'intégration hebdomadaire): le facteur d'utilisation des gains gratuits est plus élevé pour la régulation NEUROBAT.

Variante de contrôle du chauffage	H0[W/K]	η_c [-]	H1[W/K]	m1[W/K]
Local 03				
Toutes régulations	18.0 ±0.4	0.59 ±0.02	4.9 ±0.7	22.4
NEUROBAT	18.0 ±0.4	0.67 ±0.03	3.8 ±0.5	20.4
Référence	18.0 ±0.4	0.50 ±0.03	indet	34.4
Local 04				
Toutes régulations	14.9 ±0.4	0.68 ±0.02	1.7 ±0.4	19.4
NEUROBAT	14.9 ±0.4	0.71 ±0.03	1.3 ±0.7	19.8
Référence	14.9 ±0.4	0.60 ±0.02	2.5 ±0.5	20.0

Tableau 6 - 10: Paramètres obtenus par la méthode d'analyse Eta, pour les locaux 03 et 04 et les deux variantes de contrôle (NEUROBAT, référence). Le paramètre H0 est déterminé par local, puis, fixé dans la régression pour les deux variantes de contrôle. Les paramètres η_f et m_2 sont indéterminés en raison de l'absence d'apports de froid.

6.3.6 Bilan des expériences sur le contrôle du chauffage

Le fonctionnement mesuré de la régulation conventionnelle de référence et de la régulation biomimétique NEUROBAT confirme les simulations effectuées. Une économie de chaleur consommée de $13 \pm 1\%$ est obtenue sur la saison de chauffage pour la régulation NEUROBAT. Cette économie est sensiblement supérieure au résultat des simulations (11%: voir chapitre 5.4.3); il y a deux causes principales à cette différence:

- Les résultats obtenus ont été regroupés pour les deux locaux de test afin d'éviter tout biais dû aux occupants ou aux locaux différents. Toutefois, seul un des locaux est équipé de la fonction d'optimisation "start/stop" pour la régulation de chauffage conventionnelle, ce qui pénalise quelque peu sa performance d'ensemble.
- Les occupants influencent directement la consommation des locaux par les ouvertures de fenêtres et la gestion des stores. Une régulation moins performante au niveau de la gestion des gains gratuits (surchauffes) sera davantage pénalisée par une évacuation des gains gratuits par les occupants (ce qui est confirmé par les diagrammes Eta mesurés).

7. CONCLUSION

A mesure que les besoins de chaleur des bâtiments, toujours mieux isolés, diminuent et que la part des gains gratuits augmente, la gestion des apports de chaleur devient prépondérante pour assurer le confort thermique des occupants ainsi qu'une consommation d'énergie primaire minimale. Pour répondre à ces enjeux, une conception globale du comportement thermique des bâtiments est nécessaire. L'évolution des perturbations météorologiques extérieures ainsi que le comportement dynamique des bâtiments nécessitent d'être modélisés. Toutefois, l'application de cette approche à la régulation du chauffage butte principalement sur les deux points suivants:

1. Les modèles de connaissances (modèles physiques) nécessitent un calcul de leurs paramètres propres au bâtiment régulé. Pour éviter ces calculs coûteux, le recours à des modèles adaptatifs est impératif. Les modèles linéaires ARX couramment utilisés à cet égard ne sont pas efficaces dans le bâtiment en raison des perturbations importantes des senseurs de température intérieure et des non-linéarités introduites par les occupants.
2. L'aspect aléatoire de la prévision des perturbations extérieures (température extérieure et rayonnement solaire), peut être pris en compte par des modèles stochastiques. Toutefois ces modèles sont spécifiques à un lieu donné, peu adaptatifs (constante de temps de plusieurs années) et peu représentatifs pour des bâtiments ombragés.

Si la régulation automatique du chauffage est devenue courante dans la plupart des bâtiments, les systèmes de gestion automatisés des stores sont encore assez peu répandus. Les algorithmes de contrôle de stores généralement utilisés consistent simplement à éviter les éblouissements (et accessoirement les gains solaires), en fermant les stores au delà d'un certain niveau de rayonnement incident. Toutefois, l'influence de la fenêtre sur le comportement thermique du bâtiment est telle, qu'une gestion appropriée des stores doit permettre de substantielles économies d'énergie primaire.

7.1 Travail effectué

Dans ce travail, nous nous sommes basés sur cette approche globale du comportement thermique des bâtiments. Des méthodes et des stratégies issues de la régulation thermique du corps humain ont été appliquées à la résolution du problème de la gestion des apports thermiques au bâtiment.

Dans le cadre de la régulation optimale du chauffage, les aspects suivants ont été développés:

- Modélisation et prévision adaptative du rayonnement solaire et de la température extérieure par réseaux de neurones artificiels; comparaison avec d'autres types de modèles adaptatifs;
- Modélisation du comportement du bâtiment: un modèle neuronal a été développé pour décrire le comportement thermique dynamique du bâtiment, y compris les non-linéarités.
- Implémentation de ces modèles dans une structure de régulation du chauffage basée sur le calcul optimal. Une structure particulière du modèle neuronal du bâtiment a été développée pour éviter toute extrapolation hasardeuse dans des zones non couvertes lors de l'apprentissage;
- L'initialisation des modèles a été étudiée afin de limiter au maximum l'intervention extérieure. Une description qualitative sommaire du bâtiment régulé suffit pour initialiser les modèles.

Par ailleurs, un contrôleur de store basé sur la logique floue a été développé. Il permet de gérer des objectifs parfois contradictoires du store:

- assurer un confort visuel optimal pour les occupants,
- optimiser les échanges thermiques à travers la fenêtre et le store,
- satisfaire les vœux des utilisateurs,

- s'intégrer avec les gestions automatiques de l'éclairage artificiel et du chauffage.

Pour l'évaluation et la comparaison de différents principes de gestions du chauffage et des stores, une nouvelle méthode de corrélation a été proposée (méthode Eta). Elle permet d'évaluer la sensibilité aux gains gratuits des bâtiments chauffés et refroidis, soumis à différents modes de régulations.

7.2 Résultats obtenus

Les régulations proposées (dénommées régulations "biomimétiques") ont été testées sur deux locaux d'un bâtiment administratif durant trois années. Ces locaux sont caractérisés par des gains solaires importants (façade sud, indice de vitrage élevé) et une structure massive. De nombreuses simulations numériques ont été effectuées afin de compléter l'expérimentation.

Les principaux résultats obtenus dans ce travail sont les suivants:

- Les modèles neuronaux développés, en comparaison avec d'autres méthodes connues (modèles stochastiques, modèles autorégressifs), se révèlent plus précis dans la prévision et moins sensibles par rapport aux erreurs de mesure des variables d'influence.
- Par rapport à une régulation conventionnelle performante, munie de sondes de température intérieure, extérieure et solaire, d'algorithmes d'adaptation automatique de la courbe de chauffage et d'optimisation de la relance, la régulation biomimétique du chauffage permet une économie de 11% sur la consommation de chaleur (résultat de simulation).
- La mise en service de la régulation est facilitée par l'utilisation de modèles adaptatifs et par la méthode simplifiée d'initialisation. La régulation initialisée dans de telles conditions fonctionne de manière satisfaisante dès la mise en service, puis, de manière optimale, après deux mois de fonctionnement.
- Le confort thermique est amélioré durant l'occupation des locaux par une anticipation matinale plus efficace (locaux moins froids le lundi matin) et moins de surchauffes dues aux gains solaires.
- L'expérimentation menée sur le bâtiment LESO durant la saison de chauffage 96/97 porte à 13% l'économie de chauffage réalisée. Cette légère différence entre simulation et expérience provient principalement des occupants qui influencent directement la consommation des locaux par les ouvertures de fenêtres et la gestion des stores. Une régulation moins performante au niveau de la gestion des gains gratuits (surchauffes) est davantage pénalisée par une évacuation des gains gratuits par les occupants.

Concernant la gestion des stores, les simulations et expériences effectuées montrent que l'algorithme par logique floue proposé permet, sur le local considéré, de:

- Diminuer la consommation annuelle de chaud et de froid de 50% par rapport à la variante "store toujours ouvert", de 22% par rapport à la variante "store toujours fermé" et de 9% par rapport à un utilisateur averti qui baisserait le store de nuit et l'ouvrirait de jour durant l'hiver et inversement durant l'été.
- Diminuer les besoins en éclairage artificiel
- Améliorer le confort visuel

L'expérimentation effectuée permet d'évaluer l'acceptation de la gestion automatique des stores par les usagers. Ceux-ci apprécient particulièrement de conserver un contrôle manuel toujours possible, ainsi que l'optimisation des échanges thermiques en dehors de l'occupation. Par contre, ils n'apprécient que moyennement l'algorithme automatique visant à optimiser le confort visuel qui fonctionne durant l'occupation des locaux. Celui-ci ne correspond pas toujours à leurs besoins exacts. La possibilité de commander des ambiances programmées (sombre, claire, etc.) permettrait de combler cette lacune.

En intégrant la gestion biomimétique des stores à celle du chauffage, les simulations effectuées montrent que l'on réduit encore de 20% la consommation de chaleur du local (par rapport au cas où seule la gestion du chauffage est appliquée). Ceci est obtenu en diminuant le coefficient de transfert thermique (par fermeture nocturne du store) et par une optimisation de l'utilisation des gains solaires. La figure 7 - 1 représente la consommation annuelle spécifique du local considéré dans ce travail, soumis à différentes variantes de contrôle.

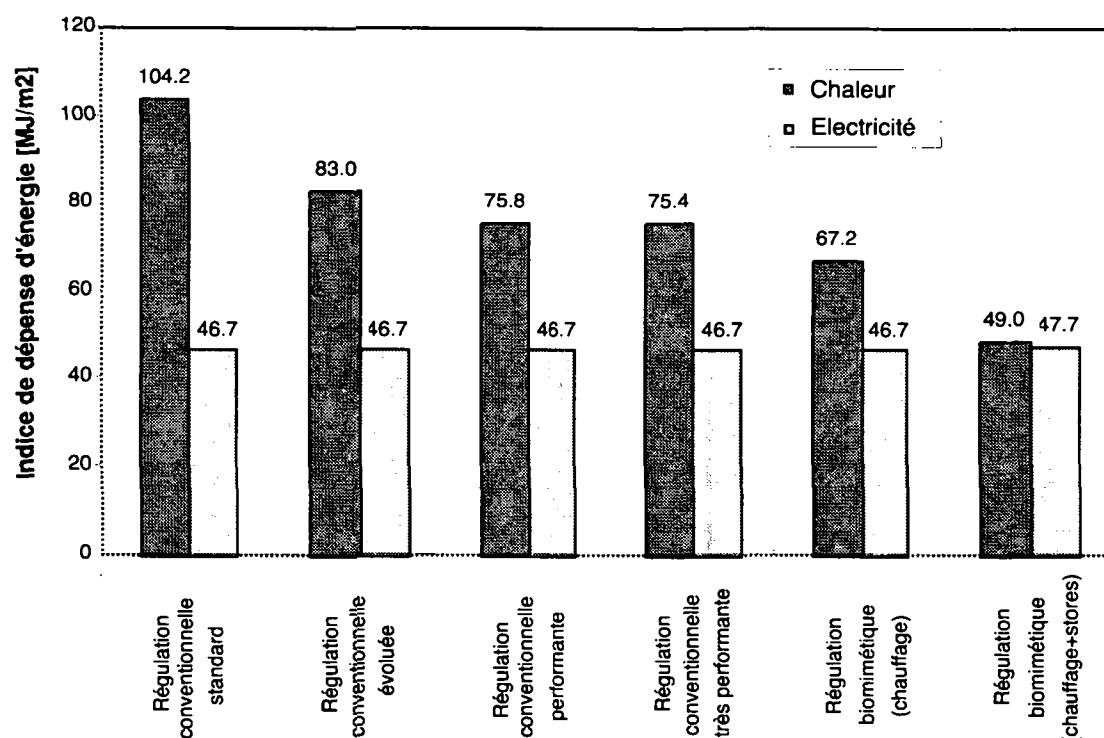


Figure 7 - 1: Indice de dépense d'énergie (chaleur et électricité) pour quelques variantes de contrôle du chauffage et des stores, hypothèses: durant la saison d'été (1er mai au 30 septembre), pas de chaleur consommée, puissance électrique moyenne consommée équivalente à la période d'hiver.

7.3 Perspectives futures

L'algorithme de contrôle des stores par logique floue développé est applicable à un store droit en tissu. Il est cependant généralisable aux stores à lamelles, plus courants, si le modèle thermique du système fenêtre+store est modifié. La base de règle floue reste générale et peut être réutilisée pour ce nouveau modèle. Les résultats expérimentaux obtenus concernant l'optimisation des conditions de confort visuel montrent que les usagers sont très sensibles aux mouvements des stores durant leur travail. Le confort visuel "standard" proposé ne pouvant convenir à chaque tâche, le développement des ambiances lumineuses semble indispensable en vue d'une application pratique. Une autre possibilité consisterait simplement à laisser gérer les stores par les utilisateurs durant l'occupation des locaux (comme il se fait le plus souvent pour les bureaux individuels), puis, hors occupation, de les contrôler automatiquement de façon optimale au niveau thermique.

De manière générale, la gestion biomimétique ouvre certaines portes à l'architecture solaire initiale qui considérait que pour diminuer la consommation des bâtiments, il suffisait de maximiser les gains solaires à travers d'énormes surfaces vitrées exposées plein sud et de limiter au maximum les pertes thermiques en réduisant au strict minimum les autres surfaces vitrées. En ne parlant que de l'aspect énergétique, de tels bâtiments sont décevants, car seule une petite fraction des gains solaires est réellement utilisée pour le chauffage du bâtiment et les pertes de cha-

leur au travers des surfaces vitrées sont élevées. En fait, les concepteurs de ces bâtiments supposaient implicitement une large fraction d'utilisation des gains gratuits. Les bâtiments à basse consommation sont aujourd'hui construits de façon à utiliser davantage de gains gratuits, tout en réduisant leur amplitude (moins de surfaces exposées mais avec des vitrages de meilleure qualité). La régulation optimale des installations techniques est une approche complémentaire qui permet d'augmenter la fraction d'utilisation des gains gratuits. Quelques fantaisies architecturales, à l'image d'un toit en verre, concept énergétique totalement aberrant, pourrait ne plus l'être tout à fait si celui-ci était muni d'un store géré de manière optimale.

Concernant la régulation du chauffage, un souci permanent dans ce travail a été de réduire au maximum le temps de la mise en service, qui limite actuellement la commercialisation de régulations performantes, mais trop complexes. Des modèles adaptatifs non-linéaires demandant une initialisation très simple ont été développés dans ce but. Ces développements ont été effectués dans l'optique d'un bâtiment avec une seule zone de chauffage, muni d'un contrôle centralisé et de radiateurs, ce qui correspond à la majorité des bâtiments en Suisse. Toutefois les concepts proposés sont généralisables à d'autres applications moyennant certains ajustements:

- Le chauffage par sol, à cause de son inertie importante, nécessite une modélisation du système de distribution de chaleur, ce qui est envisageable avec le même type de modèle neuronal utilisé pour le bâtiment.
- Le chauffage individuel par pièce est possible moyennant un contrôle individuel du système de distribution de chaleur et des sondes de mesures intérieures, propres à chaque local. Un couplage avec une chaudière centrale pourrait alors être étudié de manière à optimiser la distribution de chaleur vers chaque pièce.
- Le refroidissement des locaux peut également être envisagé en intégrant des puissances négatives dans les commandes possibles. Dans ce cas, une régulation centralisée pour le chauffage et le refroidissement évite tout fonctionnement simultané des deux systèmes et permet également une optimisation sur tout l'horizon de temps des apports.
- Un bâtiment muni de plusieurs zones de chauffage nécessite un contrôle particulier de chaque circuit de distribution. L'approche développée ici pourrait s'appliquer indépendamment à chacune de ces zones. Toutefois, pour tenir compte de l'influence d'une zone sur l'autre, un couplage thermique entre les modèles des différentes zones devrait être étudié.

En ce qui concerne l'interaction entre l'utilisateur et la régulation de chauffage, on a vu que l'intervention de l'utilisateur se limite pour la régulation biomimétique à fixer l'horaire d'occupation et la consigne de confort. On peut envisager quelques solutions élégantes, basées sur des principes proches de ceux développés dans ce travail, pour réduire encore l'intervention de l'utilisateur et augmenter l'ajustement automatique de la régulation. En effet c'est lorsqu'ils ont trop chaud ou trop froid que les utilisateurs modifient leur consigne de chauffage. Cette simple information est en fait suffisante pour une adaptation automatique de la consigne. L'occupant pourrait indiquer alors son inconfort au moyen de deux boutons d'insatisfaction ("trop chaud" ou "trop froid"), deux impacts distincts sur la régulation de chauffage devraient s'ensuivre:

1. Impact à court terme: indépendamment de la température actuelle du bâtiment, le contrôleur de chauffage doit agir instantanément si l'utilisateur estime être en situation inconfortable. Une action rapide sur la puissance de chauffage peut parvenir à cet objectif.
2. Impact à long terme: en parallèle avec la procédure de réaction rapide, une action à long terme sur la consigne de chauffage peut être effectuée sur la base du principe suivant: La consigne est modifiée dans le sens souhaité par l'utilisateur pour autant que cela permette effectivement d'améliorer le confort thermique (ceci pour éviter des ajustements malheureux de la consigne). Ce traitement pourrait être effectué au moyen de la logique floue.

Concernant l'occupation des locaux, une adaptation selon l'occupation réelle peut également être envisagée, pour autant que l'on dispose d'une mesure de présence représentative de

l'ensemble de la zone chauffée et d'un modèle adaptatif de l'occupation que l'on pourrait effectuer à l'aide de réseau neuronaux.

Outre le développement d'une gestion optimale du chauffage et des stores, ce travail s'est attaché, dans une certaine mesure, à permettre sa mise en oeuvre pratique au travers d'une méthode d'initialisation des modèles permettant une procédure d'installation aisée. Les usagers des bâtiments étant les premiers utilisateurs des systèmes de régulation, ce travail s'est efforcé de faciliter la prise en compte de leur besoins effectifs.

ANNEXES

A.1 Introduction à la logique floue

A.1.1 Ensembles et sous-ensembles flous

La logique floue est une extension de la logique classique booléenne qui permet de gérer le concept de vérités partielles (valeurs intermédiaires entre "complètement vrai" et "complètement faux"). Elle fut développée initialement par L.Zadeh dans les années 60 [Zad 75a] dans le but de modéliser mathématiquement le langage courant et ses imprécisions.

Un sous-ensemble flou est caractérisé par une fonction d'appartenance définie sur un ensemble flou. Par exemple la fonction d'appartenance du sous-ensemble flou "basse" de l'ensemble "température extérieure" est donnée dans la figure suivante.

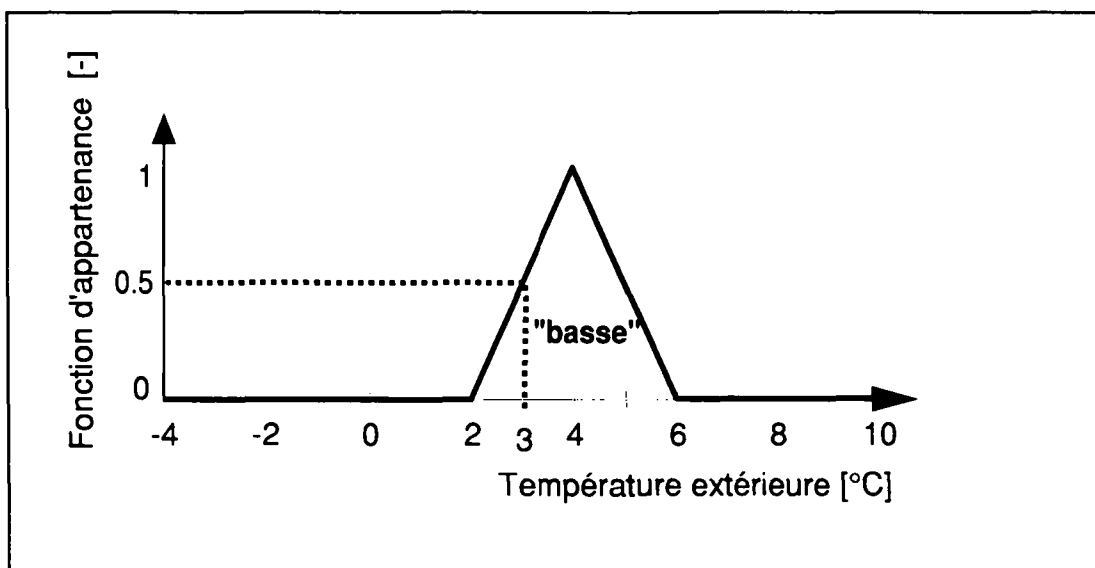


Figure A - 1: Définition du sous-ensemble flou "basse" pour l'ensemble flou "température extérieure".

Dans les systèmes experts flous, les ensembles flous sont simplement dénommés variables floues et les sous-ensembles, valeurs floues ou fonctions d'appartenance de cette variable. Une variable floue peut prendre plusieurs valeurs différentes, chacune caractérisée par une fonction d'appartenance. Un exemple de valeurs prises par la variable "température extérieure" est donné dans la figure suivante.

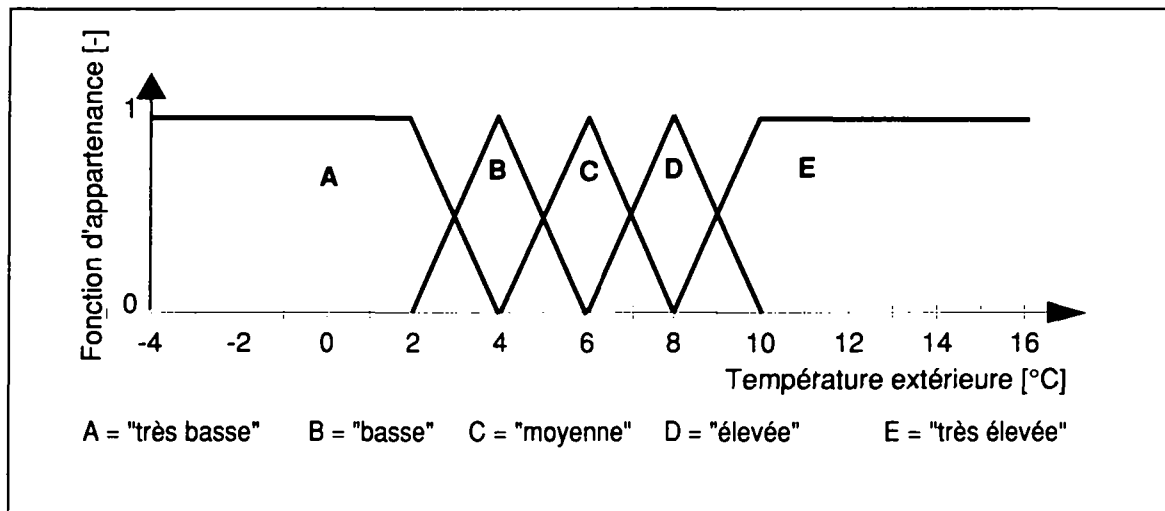


Figure A - 2: Définition des fonctions d'appartenance de la variable floue "température extérieure"

A.1.2 Système expert flou

Un système expert flou est un ensemble de règles faisant intervenir des variables floues. L'ensemble de ces règles constitue la base de règles ou "matrice d'inférences". Ces règles adoptent en général la forme suivante:

$$\text{Si } \left[\begin{array}{c} x \text{ est "bas"} \\ \text{et} \\ y \text{ est "haut"} \end{array} \right] \text{ alors } \left[z \text{ est "moyen"} \right]$$

Où x et y sont les variables floues d'entrée et z est la variable floue de sortie. "Bas", "haut" et "moyen" sont des fonctions d'appartenance définies sur x, y et z.

L'utilisation des règles floues est effectuée en attribuant un degré de vérité à la condition (partie de gauche de la règle) selon la valeur des variables d'entrées.

La condition "si la température extérieure est basse" a un degré de vérité de 0.5, si la valeur actuelle de la température extérieure est de 3 [°C] (la définition de basse est donnée dans la figure 1). La conclusion (partie droite de la règle) attribue une fonction d'appartenance à la variable de sortie pondérée par le degré de vérité de la condition.

A.1.3 Contrôleur par logique floue

Le procédé d'inférence

La logique floue trouve de nombreuses applications dans le domaine du contrôle [Büh 94]. Dans ce cas, la valeur prise par de la variable floue de sortie du système réglé sera un nombre bien réel.

La procédure permettant de calculer la sortie d'un système expert flou est appelée "procédure d'inférence". Elle contient trois étapes:

1. **Fuzzification:** Les valeurs réelles des variables d'entrées sont appliquées aux fonctions d'appartenance, afin de déterminer le degré de vérité des conditions de chaque règle.

2. **Inference:** Le degré de vérité de la condition de chaque règle est appliqué à la conclusion de celle-ci. Ceci résulte en une valeur floue de la variable de sortie, pondérée par un degré de vérité pour chaque règle de la matrice d'inférence. Puis, une agrégation de toutes les valeurs floues de sortie est effectuée pour obtenir un unique sous-ensemble flou de sortie
3. Finalement la **defuzzification** convertit le sous ensemble flou de sortie en un nombre réel. D'habitude, la méthode du centre de gravité est appliquée dans ce but.

A titre d'exemple, supposons la courte base de règles suivante:

- Si la température extérieure est "moyenne" alors le chauffage est "inchangé".
- Si les ouvertures de fenêtres sont "fréquentes" alors le chauffage est "réduit".

Supposons les valeurs réelles suivantes pour les variables d'entrées (mesures): Text = 5 [°C], nombre d'ouvertures de fenêtre = 4 [-].

La figure suivante illustre la procédure d'inférence pour calculer la valeur de la variable de sortie, dans notre cas la puissance de chauffage.

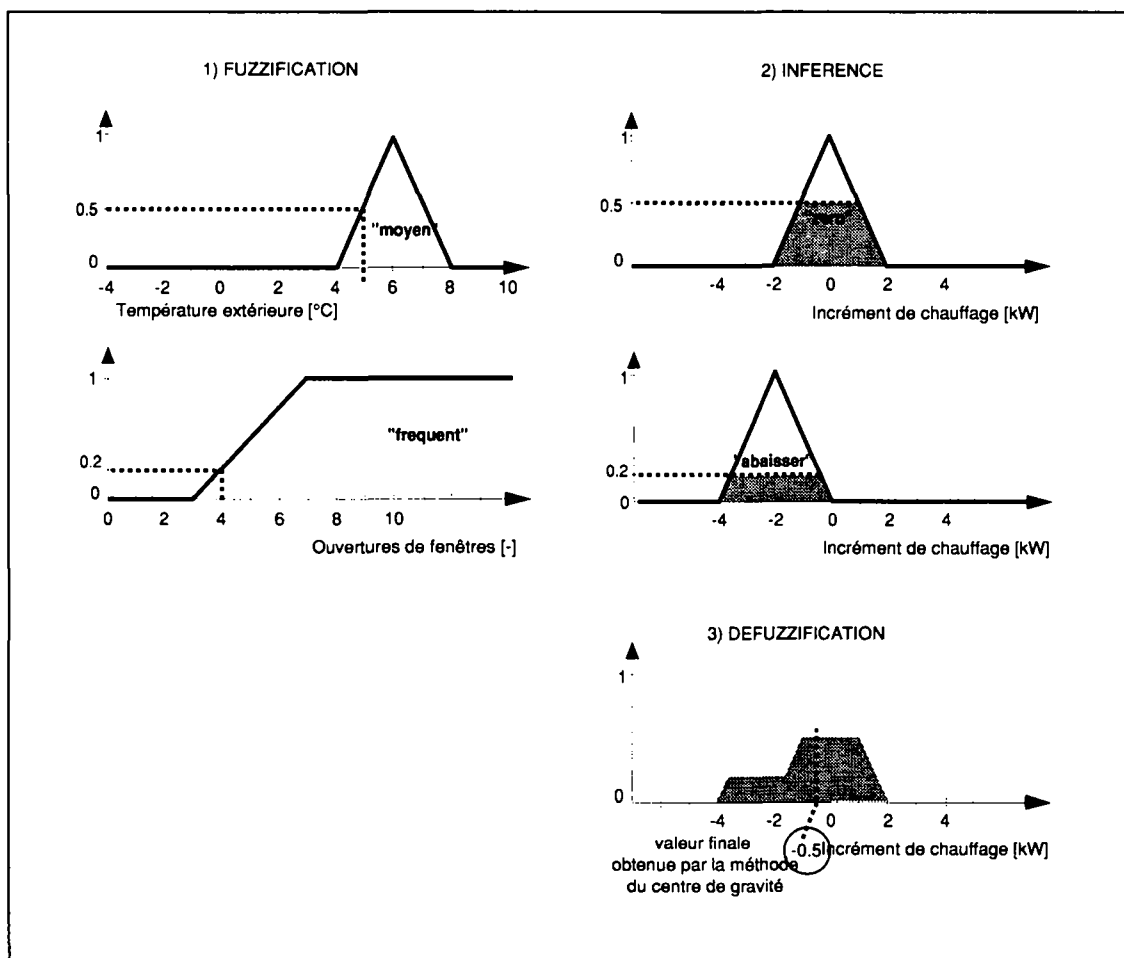


Figure A - 3: Procédure d'inférence pour calculer l'incrément de chauffage.

A.1.4 Conclusion

L'approche par logique floue permet un contrôle de systèmes non linéaires sans connaissance précise de leurs modèles mathématiques. Les règles floues peuvent être simplement générées à partir des connaissances d'un expert. Toutefois, les fonctions d'appartenance de chaque entrée et sortie doivent être définies soigneusement. Dans certains cas, les connaissances d'experts ne peuvent s'exprimer simplement, si le nombre des variables d'entrées est trop impor-

tant. Dans l'exemple de l'optimisation des apports de chaleur à travers un store, les variables d'entrées ont été définies soigneusement, afin de réduire leur nombre au minimum et de permettre à l'expertise de s'exprimer correctement.

A.2 Introduction au réseaux de neurones artificiels (RNA)

Le cerveau est capable d'effectuer certaines tâches beaucoup plus rapidement que le plus rapide des super-ordinateurs. Ainsi, le système de vision de l'être humain peut reconnaître un visage en quelques centaines de millisecondes, avec une grande précision. La chauve-souris est capable, en analysant l'écho d'un obstacle de déterminer à la fois sa taille, sa forme, sa vitesse, ainsi que sa position à l'aide d'un cerveau de quelques millimètres de diamètre.

Cette capacité à résoudre des problèmes complexes provient d'une structure entièrement différente de celle d'un ordinateur conventionnel. Même si les neurones ne transmettent l'information que 5 ou 6 ordres de grandeur moins vite qu'une puce de silicium, leur traitement parallèle et non linéaire de l'information leur permettent de résoudre très rapidement certaines tâches complexes.

De manière générale, un réseau de neurones artificiel est une machine qui modélise le traitement de l'information par le cerveau. La connaissance est acquise par le réseau à travers un processus d'apprentissage. Les connections entre neurones, appelées synapses permettent de stocker l'information.

A.2.1 Modèle de Neurone

La figure A-4 montre un modèle de neurone. On distingue trois composants principaux:

1. Les connections ou synapses. Chacune est munie d'un poids w_{kj} . Ainsi, un signal x_j à l'entrée de la synapse j , connectée au neurone k est multiplié par le poids w_{kj} .
2. Le sommateur. Il permet de sommer toutes les entrées pondérées par leurs synapses respectives.
3. La fonction d'activation. Elle permet de limiter l'amplitude du signal de sortie du neurone. Sa caractéristique est non linéaire.

Ce modèle inclut encore un biais b_k ajouté à l'entrée de la fonction d'activation

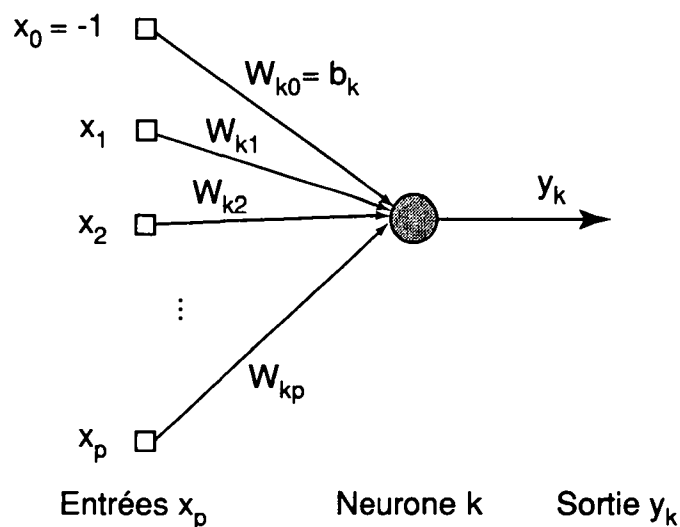


Figure A - 4: Modèle de neurone: entrées x_p , poids w_{kp} et sortie y_k . le biais b_k est ici traité comme une entrée dont la valeur est fixée à -1.

Mathématiquement, la sortie y_k se calcule de la manière suivante:

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot x_j \quad (\text{éq. A - 1})$$

$$y_k = \varphi(u_k - b_k) \quad (\text{éq. A - 2})$$

avec:

- $\vec{x} = (x_1, \dots, x_p)$ les signaux d'entrée
- (w_{k1}, \dots, w_{kp}) les connexions synaptiques (poids) du neurone k.
- b_k le biais du neurone k
- φ la fonction d'activation
- y_k le signal de sortie du neurone.

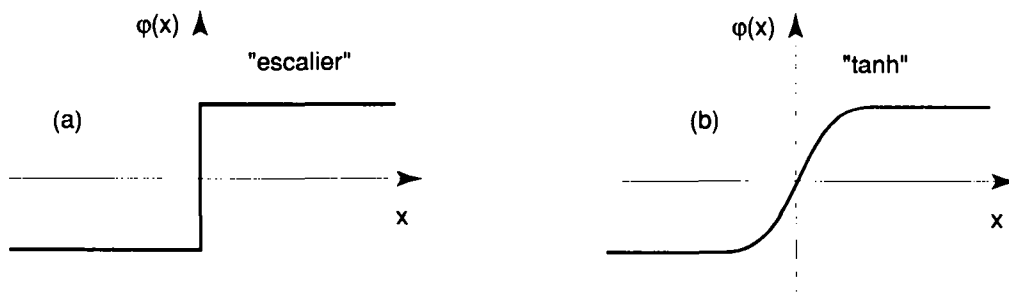


Figure A - 5: Fonction d'activation a) escalier b) tangente hyperbolique.

Un neurone simple muni d'une fonction d'activation "escalier" est un classificateur linéaire (figure A-5). Un tel système peut effectuer une tâche de classification linéairement séparable. Les tâches beaucoup plus complexes peuvent être résolues par plusieurs neurones interconnectés. On parle alors de réseau multi-couche.

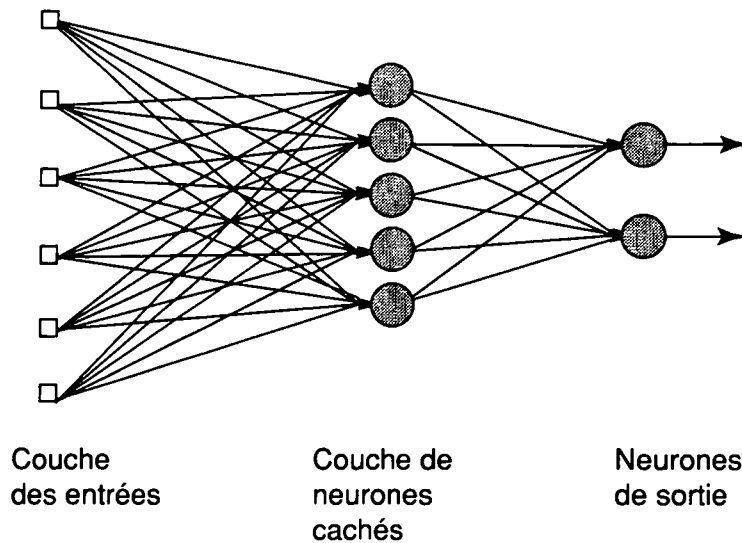


Figure A - 6: Réseau multi-couche entièrement connecté avec une couche cachée et deux neurones de sortie.

A.2.2 Procédure d'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau de neurone est la procédure par laquelle les poids sont adaptés afin de résoudre une tâche spécifique.

Typiquement, la réponse $y_k(n)$ du neurone k au temps n pour une entrée $\vec{x}(n)$ est différente de la réponse désirée $d_k(n)$. On définit ainsi un signal d'erreur par

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (\text{éq. A - 3})$$

Les algorithmes d'apprentissage basés sur le principe de la correction d'erreur minimisent une fonction de coût dépendante du signal d'erreur $e_k(n)$. Ainsi, une fois la fonction de coût choisie, l'algorithme d'apprentissage devient équivalent à un problème d'optimisation. Une fonction de coût communément choisie est:

$$J = E \left\{ \frac{1}{2} \cdot \sum_k e_k^2(n) \right\} \quad (\text{éq. A - 4})$$

où E est l'espérance statistique; la sommation est effectuée sur tous les neurones de sortie. Comme les caractéristiques statistiques du procédé sont en général inconnues, on recherche une solution approchée en minimisant le coût instantané:

$$\epsilon(n) = \frac{1}{2} \cdot \sum_k e_k^2(n) \quad (\text{éq. A - 5})$$

La règle du delta permet de calculer, dans le cas d'un réseau à une seule couche, des poids minimisant $\epsilon(n)$ de manière itérative:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \cdot e_k(n) \cdot x_j(n) \quad (\text{éq. A - 6})$$

où η est une constante déterminant le taux d'apprentissage.

On parle dans ce cas d'apprentissage supervisé puisque la réponse que doit donner le réseau est connue pendant l'apprentissage et comparée à celle du RNA. Pour un réseau multicouches, l'algorithme le plus connu pour le calcul des poids est la "rétro-propagation du gradient" (voir [Rum 86]) qui est une généralisation de la règle du delta. Cet algorithme est toutefois limité par:

1. Une convergence très lente (beaucoup d'itérations sont nécessaires).
2. L'algorithme converge le plus souvent vers un minima local.

Pour remédier à ces inconvénients d'autres algorithmes d'apprentissage existent, il s'agit d'adaptations de méthodes générales de recherche d'extremas de fonctions: momentum [Hay 94], méthode de Newton, méthode de Levenberg-Marquart [Hag 94]. Cette dernière a été utilisée dans ce travail, sa convergence très rapide (plusieurs ordres de grandeurs par rapport à la backpropagation), nécessite un espace de mémoire conséquent qui limite son application aux réseaux de faibles tailles.

La fonction de coût décrite ici est la plus couramment utilisée, d'autres fonctions de coût permettent d'exprimer certaines contraintes sur les valeurs de poids ou permettent de supprimer certaines connexions afin d'améliorer les facultés de généralisation des réseaux ("Network pruning techniques: weight decay" dans [Hay 94]).

A.2.3 Applications des RNA

Parmi les tâches principales que peuvent résoudre les réseaux neuronaux, citons:

L'approximation de fonction

Supposons une fonction non linéaire à plusieurs variables:

$$y = g(\vec{x})$$

On peut se représenter \vec{x} comme un vecteur d'entrée et y la sortie d'une fonction g . Un RNA peut approximer g sur la base d'exemples d'apprentissage de paires d'entrées sorties (\vec{x}_i, y_i) . Dans ce cas un apprentissage supervisé, où y_i représente les sorties désirées permet de calculer les poids du réseau. Un réseau neuronal à une seule couche cachée peut approximer n'importe quelle fonction continue avec une précision arbitraire.

La prédiction de signaux temporels

Supposons un signal temporel dont on possède m valeurs passées $x(n-1), \dots, x(n-m)$ et que l'on désire prédire la valeur actuelle $x(n)$. On peut se ramener à un problème d'approximation de fonction où le vecteur d'entrée \vec{x} contient les valeurs passées de x et $y = x(n)$. L'erreur de sortie sera:

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n|n-1, \dots, n-m) \quad (\text{éq. A - 7})$$

où \hat{x} est la valeur estimée de $x(n)$ par le RNA. Cette méthode s'applique également si x dépend d'autres variables que l'on utilisera comme entrées supplémentaires du réseau.

Mentionnons encore d'autres tâches telles que la classification et l'association de formes qui conduisent aux applications de reconnaissance de formes et de caractères, ou de filtrage de signaux afin d'en déterminer les différentes sources.

A.2.4 Sortie monotone d'un RNA en couche

Supposons que nous voulions forcer la sortie d'un RNA à être monotone relativement à une entrée spécifiée. En posant les hypothèses suivantes sur la structure du réseau:

1. le réseau est limité à deux couches cachées,
2. les fonctions d'activation sont de forme sigmoïdes (ou du moins croissantes),
3. le réseau n'a qu'une seule grandeur de sortie (le résultat est toutefois généralisable à plusieurs sorties).

Dans ce cas, la sortie du réseau peut s'écrire :

$$y = \sigma \left[\sum_j w_j^{[2]} \sigma \left(\sum_l w_{jl}^{[1]} x_l - b_j \right) - b \right] \quad (\text{éq. A - 8})$$

où

$w^{[1]}, w^{[2]}$	Vecteurs de poids des couches [1] et [2]
x_l	lème entrée du RNA
b_j	"biais" du jième neurone de la couche [1]
b	"biais" du neurone de sortie de sortie
σ	Fonction d'activation sigmoïdale

Si l'on veut que la sortie y soit croissante avec l'entrée x_i , on impose:

$$\frac{\partial y}{\partial x_i} \geq 0 \quad (\text{éq. A - 9})$$

Comme σ est une fonction croissante, cela revient à poser:

$$\frac{\partial y_1}{\partial x_i} \geq 0, y_1 = \sum_j w_j^{[2]} \sigma \left(\sum_l w_{jl}^{[1]} x_l - b_j \right) \quad (\text{éq. A - 10})$$

On obtient alors:

$$\begin{aligned} \frac{\partial y_1}{\partial x_i} &= \frac{\partial}{\partial x_i} \sum_j w_j^{[2]} \sigma \left(\sum_l w_{jl}^{[1]} x_l - b_j \right) \\ &= \sum_j w_j^{[2]} \underbrace{\sigma' \left(\sum_l w_{jl}^{[1]} x_l - b_j \right)}_{\geq 0 \text{ (}\sigma \text{ croissante)}} w_{ji}^{[1]} \end{aligned} \quad (\text{éq. A - 11})$$

Si l'on veut imposer $\frac{\partial y_1}{\partial x_i} \geq 0$ pour toute valeur possible des x_i , on obtient la condition suffisante suivante:

$$w_j^{[2]} \cdot w_{ji}^{[1]} \geq 0, \forall j \quad (\text{éq. A - 12})$$

A.3 Linéarisation du PMV

Au chapitre 4.3.2, le calcul de la fonction de coût de l'algorithme optimal de chauffage fait intervenir une expression simplifiée du vote prévisible moyen (PMV), linéarisée en fonction de la température intérieure. Le calcul suivant, basé sur les équations de Fanger [Fan 81] pour des conditions ambiantes tempérées [ISO 84], a été utilisé pour obtenir cette expression.

Dans le modèle de Fanger, la température des habits se calcule à partir de l'équation implicite suivante:

$$T_{cl} = 35.7 - 0.028 \cdot M - |_{cl} \cdot \{ 3.96 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot [(T_{cl} + 273)^4 - (T_{rad} + 273)^4] + f_{cl} \cdot \alpha_k \cdot (T_{cl} - T_a) \} \quad (\text{éq. A - 13})$$

avec:

T_{cl} [°C]	Température de surface des vêtements
M [W/m ²]	Activité métabolique, donnée par unité de surface du corps
$ _{cl}$ [m ² K/W]	Résistance thermique surfacique des vêtements (parfois exprimé en [clo])
f_{cl} [-]	Rapport entre la surface vêtue et la surface nue
T_{rad} [°C]	Température moyenne de rayonnement
T_a [°C]	Température de l'air ambiant
α_k [W/m ² K]	coefficient de transmission thermique par convection

On introduit une température moyenne \bar{T} entre la température de rayonnement et la température de surface des habits. En utilisant l'approximation suivante:

$$4 \cdot (\bar{T} + 273)^3 \cong [(T_{cl} + 273)^2 + (T_{rad} + 273)^2] \cdot [(T_{cl} + 273) + (T_{rad} + 273)] \quad (\text{éq. A - 14})$$

Les échanges radiatifs de l'éq. 13 prennent alors une forme linéaire:

$$T_{cl} \cong 35.7 - 0.028 \cdot M - |_{cl} \cdot \{ 15.84 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot (\bar{T} + 273)^3 \cdot (T_{cl} - T_{rad}) + f_{cl} \cdot \alpha_k \cdot (T_{cl} - T_a) \} \quad (\text{éq. A - 15})$$

En approximant à 20 [°C] la température moyenne \bar{T} , on peut résoudre l'équation et obtenir l'expression de la température des habits:

$$T_{cl} \cong \frac{35.7 - 0.028 \cdot M + I_{cl} \cdot f_{cl} \cdot (3.984 \cdot T_{rad} + \alpha_k \cdot T_a)}{1 + I_{cl} \cdot f_{cl} \cdot (3.984 + \alpha_k)} \quad (\text{éq. A - 16})$$

Le PMV est donné par l'équation suivante:

$$\begin{aligned} PMV = & (0.303 \cdot e^{-(0.036 \cdot M)} + 0.028) \cdot \{ M - 3.05 \cdot 10^{-3} \cdot (5733 - 6.99 \cdot M - p_D) \\ & - 0.42 \cdot (M - 58.15) - 1.7 \cdot 10^{-5} \cdot M \cdot (5867 - p_D) - 0.0014 \cdot M \\ & \cdot (34 - T_a) - 3.96 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot [(T_{cl} + 273)^4 - (T_{rad} + 273)^4] + f_{cl} \cdot \alpha_k \cdot (T_{cl} - T_a) \} \end{aligned} \quad (\text{éq. A - 17})$$

avec:

PMV [-] Le vote moyen prévisible

p_D [Pa] La pression partielle de vapeur d'eau de l'air ambiant

En linéarisant l'expression au moyen de l'éq. 14, on obtient:

$$\begin{aligned} PMV = & (0.303 \cdot e^{-(0.036 \cdot M)} + 0.028) \cdot \{ M - 3.05 \cdot 10^{-3} \cdot (5733 - 6.99 \cdot M - p_D) \\ & - 0.42 \cdot (M - 58.15) \\ & - 1.7 \cdot 10^{-5} \cdot M \cdot (5867 - p_D) - 0.0014 \cdot M \cdot (34 - T_a) - 3.984 \cdot f_{cl} \cdot (T_{cl} - T_{rad}) \\ & - f_{cl} \cdot \alpha_k \cdot (T_{cl} - T_a) \} \end{aligned} \quad (\text{éq. A - 18})$$

On effectue ensuite les deux hypothèses restrictives suivantes:

1. l'activité, l'habillement et le coefficient de transmission thermique par convection restent constants (I_{cl} , f_{cl} , M et $\alpha_k = \text{cstes}$)
2. Les températures radiantes et ambiantes sont égales ($T_{rad} = T_a = T$)

Dans ce cas, en supposant les conditions de température proche de l'optimal, on peut approximer le PMV au moyen d'un développement limité autour de la température opérative optimale:

$$PMV(T) \cong PMV(T_{opt}) + \frac{d}{dT} PMV|_{T=T_{opt}} \cdot (T - T_{opt}) \quad (\text{éq. A - 19})$$

Or, par définition $PMV(T_{opt}) = 0$, de plus $\frac{d}{dT} PMV$ ne dépend plus de \bar{T} , on obtient alors:

$$\begin{aligned} PMV(T) & \cong \frac{d}{dT} PMV|_{T=T_{opt}} \cdot (T - T_{opt}) \\ & = \left(\frac{\partial}{\partial \bar{T}} PMV + \frac{\partial}{\partial T_{cl}} PMV \cdot \frac{\partial T_{cl}}{\partial \bar{T}} \right) \cdot (T - T_{opt}) \end{aligned} \quad (\text{éq. A - 20})$$

La dérivation des éq. 16 et éq. 18 ne posant pas de problèmes particulier, on obtient après quelques pas de calculs une expression linéarisée selon la température intérieure:

$$PMV(T) = (0.303 \cdot e^{-0.036 \cdot M} + 0.028) \cdot \left(\frac{f_{cl} \cdot (3.984 + \alpha_k)}{1 + I_{cl} \cdot f_{cl} \cdot (3.984 + \alpha_k)} - 0.0014 \cdot M \right) \quad (\text{éq. A - 21})$$

$$\cdot (T - T_{opt}) = k_l \cdot (T - T_{opt})$$

Où k_l est une constante variant selon le choix des paramètres du modèle de Fanger.

REFERENCES

- [Ala 94] M. Alabiso, F. Aleo, A. Galatà, R. Viadana
Application of identification methods on simulation of shading device behaviour
CISS - First Joint Conference of International Simulation Societies Proceedings, 669-673,
Zürich, 1994
- [Ali 96] C. Alippi, V. Piuri
Neural Methodology for Prediction and Identification of Non-Linear Dynamic Systems
International Workshop on Neural Networks for identification, control, Robotics, and signal
image processing, 305-313, Venice, 1996
- [ASH 89] ASHRAE Handbook
ASHRAE, Fundamentals Handbook (SI), 1989
- [ASH 97] ASHRAE Handbook
ASHRAE, Fundamentals Handbook (SI), 1997
- [Ast 90] K. J. Aström, B. Wittenmark
computer controller systems, Prentice Hall, 1990
- [Ath 90] A. K. Athienitis, M. Stylianou, J. Shou
A methodology for building thermal dynamics studies and control applications
ASHRAE Transactions, 839-848, 1990
- [Bal 82] J. D. Balcomb
Expanding the SLR method
passive solar journal, 1982
- [Bat 89a] C. Batur, V. Kasparian
Intelligent fuzzy expert control
ASME Winter annual meeting, 16, 1-6, San-Francisco, USA, 1989
- [Bat 89b] M. Batato
Energétique du corps humain
Presses polytechniques romandes, Lausanne, 1989
- [Bau 94] M. Bauer, Y. Oestreicher, J.-L. Scartezzini
Régulation prévisionnelle appliquée à une installation solaire active
Rapport final OFEN, Série de publications du CUEPE, Université de Genève, 1994
- [Bau 95] M. Bauer, M. El-Khoury, R. Hoehener, Y. Oestreicher, J.-L. Scartezzini
Prestudy for the project NEUROBAT
Rapport OFEN, LESO, EPFL, Lausanne, 1995
- [Bau 96] M. Bauer, J. Geiginger, W. Hegetschweiler, G. Sejkora, N. Morel, P. Wurmsdobler
DELTA: a blind controller using fuzzy logic
final OFEN Report, LESO, EPFL, 1996
- [Bel 96] J. Belzer, C. Naef
Entwicklung einer BO-fördernden Benutzeroberfläche von Heizungsregelungsgeräten
Schlussbericht DIANE C3, ETH, Zürich, 1996
- [Ber 76] D. Bertsekas
Dynamic programming and stochastic control
Academic press, New York, USA, 1976
- [Bha 97] K. Bhatnagar, A. Gupta, B. Bhattacharjee
Neural networks as decision support system for energy efficient building design.
Architectural Science Review, 40, 53-59, 1997
- [Blo 94] J.-J. Bloem
Application of system identification for thermal characterisation of building components
IFAC Symposium, System Identification (SYSID'94), 247-252, Copenhagen, Denmark, 1994

- [Boc 90] F. Bochud, M. Nygard Ferguson, J.-L. Scartezzini
Génération de données horaires synthétiques d'ensoleillement et de température extérieure.
Description des fichiers
Rapport de recherche,
LESO, EPFL, Lausanne, 1990
- [Boo 84] A. J. W. van den Boom, P. Eykhoff
A generalized diagram for various parameter estimation methods; the coherence in pseudo-linear regression schemes.
IFAC 9th Triennial World Congress, 615-620, Budapest, Hungary, 1984
- [Boo 89] S. Boonyatikarn, D. Arch, J. R. Jones
Smart building controls strategies : research and application.
ASHRAE Transactions, 95, 557-562, 1989
- [Bot 87] H. Botté, E. Hutter, A. Regef, J.-C. Visier
Problèmes d'identification en thermique du bâtiment
Cahiers du CSTB, 218, 1-20, 1987
- [Bot 92] F. Botazzi
Discretization and parameter estimation for modelling passive solar systems
thèse, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 1992
- [Bre 96] M. Breckweg, P. Gruber
Modellierung des Energieverbrauchs von Gebäuden mit Hilfe neuronaler Netze
Energie Forschung im Hochbau, 69-78, Zürich, 1996
- [Bri 96] E. Brizuela, M. Uria, R. Lamanna, V. Piuri
Predictive Control of a Multi-Component Distillation Column Based on Neural Network
International Workshop on Neural Networks for identification, control, Robotics, and signal image processing, 271-278, Venice, 1996
- [Bro 94] M. Brown, C. J. Harris
Adaptive neurofuzzy systems for difficult modeling and control problems.
Colloquium IEE : Advances in neural networks for control and systems., 15/1-15/3, London, 1994
- [Büh 94] H. Bühler
Réglage par logique floue
Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, 1994
- [Cag 95] G. Cagdas, G. Saglamer
A simulation model to predict the emptying times of buildings
Architectural Science Review, 38, 9-19, 1995
- [Car 94] A. Carrière, A. Cela, Y. Hamam.
Thermal systems simulation using neural network
CISS - First Joint Conference of International Simulation Societies Proceedings, 371-376, Zürich, 1994
- [Car 96] N. Cardinale, P. Stefanizzi
Heating-energy consumption in different plant operating conditions
Energy and Buildings, 24, 231-235, 1996
- [Cas 94] J. Castellanos, A. Pazos, J. Rios, J. L. Zafrá
Sensitivity analysis on neural networks for meteorological variable forecasting.
Neural Networks for Signal Processing IV : proceedings of the 1994 IEEE Workshop, 587-595, 1994
- [Che 93] M. Cherrey, D. Marchio, P. Raffray
Calcul de l'heure de relance du chauffage dans le régulateur " Neptune"
Journées RCT 93 (Régulation - Commande - Télégestion), 135-150, Sophia Antipolis, 1993
- [Com 91] R. Compagnon, J. M. Fürbringer, M. Jakob, C. A. Roulet
Mesures d'échanges d'air entre les locaux et avec l'extérieur
Rapport final projet NEFF 339.2, Laboratoire d'énergie solaire et de physique du bâtiment, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 1991

- [CST 82] CSTC
Isolation thermique des volets roulants
Note d'information technique, 143, 44-51, Centre scientifique et technique de la construction, Bruxelles, 1982
- [Cun 88] Y. Le Cun, J. S. Denker, S. A. Solla
Optimal Brain Damage
Advances in neural information processing systems, 2, 598-605, IEEE Conference on Neural Information Processing Systems, 1988
- [Cur 94] P. S. Curtiss, M. J. Brandemuehl, J. F. Kreider
Energy management in central HVAC plants using neural networks
ASHRAE Transactions, 100, 476-492, 1994
- [Czo 81] E. Czogala, W. Pedrycz
Some problems concerning the construction of algorithms of decision-making in fuzzy systems.
Int. J. Man-Machine Studies, 15, 201-211, London, 1981
- [Deh 89] R. Dehaussse
Energétique des bâtiments: les bâtiments et leurs équipements
vol. 3, Agence française pour la maîtrise de l'énergie, Paris, 1989
- [Dou 95a] A. I. Dounis, M. J. Santamouris, C. C. Lefas, A. Argiriou
Design of a fuzzy set environment comfort system
Energy and Buildings, 22, 81-87, 1995
- [Dou 95b] A. I. Dounis, C. C. Lefas, A. Argiriou
Knowledge-bases versus classical control for solar-building designs
Applied Energy, 50, 281-292, 1995
- [Dub 94] O. Dubois, J. Nicolas, A. Billat
Adaptive neural network control of the temperature in an oven
Colloquium IEE : Advances in neural networks for control and systems., 8/1 - 8/3, London, 1994
- [Duf 74] J. A. Duffie, W. A. Beckman
Solar Energy Thermal Process
John Wiley & Sons, 1974
- [Ecl 83] Commission Internationale de l'Eclairage
Discomfort Glare in the Interior Working Environment
Publication CIE, 55, Paris, 1983
- [Erh 88] H. Erhorn
Influence of meteorological conditions on inhabitants' behaviour in dwellings with mechanical ventilation.
Energy and Buildings, 11, 267-275, Netherlands, 1988
- [Eur 96] European Commission
Energie - statistiques annuelles 1994
Office des publications officielles des communautés européennes, Luxembourg, 1996
- [Fab 94] C. Fabron, L. Fulchéri
Night set back in thermal control of building
CISS - First Joint Conference of International Simulation Societies Proceedings, 773-777, Zurich, 1994
- [Fan 81] P.O. Fanger
Thermal comfort
R.E. Krieger, Malabar, USA, 1981
- [Fav 83] P. Favre, O. Barde, C. Weinmann, O. Trachsel
la signature énergétique outil du diagnostic thermique d'un bâtiment
Annales de l'institut technique du bâtiment et des travaux publics, 419, série équipement technique, 1983

- [Fel 86] M. F. Fels
PRISM: An Introduction
Energy and Buildings, 9, 5-18, 1986
- [Fer 92] M. Nygard Ferguson, J.-L. Scartezzini
Evaluation of an optimal stochastic controller in a full-scale experiment
Energy and Buildings, 18, 1-10, 1992
- [Flo 95] F. Flourentzou
Rafraîchissement passif des bâtiments par ventilation nocturne
rapport de DEA, Université de Valenciennes, institut des sciences, génie mécanique et énergétique, 1995
- [Ful 93] L. Fulchéri, R.A. Attalage
Comportement dynamique des émetteurs de chaleur à circulation fluide, étude théorique et expérimentale.
Revue générale de thermique, 374, 77-91, Paris, 1993
- [Ful 94] L. Fulchéri, F. P. Neirac, A. Le Mouel, C. Fabron
Chauffage des bâtiments:
Intermittence et lois de régulation en boucle ouverte
Revue générale de thermique, 387, 181-189, Paris, 1994
- [Fri 90] R. Fritsch, A. Kohler, M. Nygard, J.-L. Scartezzini
Etude stochastique du comportement de l'occupant
Building and Environment, 25, 173-181, 1990
- [Gar 94] A. Garcia
Numerical methods for physics
Prentice Hall, 1994
- [Gau 97] A. Gauthreau
Prévisions d'ensoleillement à court terme
CISBAT 97, 103.108, EPFL, 1997
- [GER 84] GER-IRCOSE
Commande stochastique
rapport d'activité annexe G, Valbonne, 1984
- [Gli 97] L. R. Glicksman, S. Taub
Thermal and behavioral modeling of occupant-controlled heating, ventilating and air-conditioning systems
Energy and buildings, 25, 243-249, 1997
- [Glo 93a] P.-Y. Glorennec
Modélisation d'un bâtiment par un réseau neuronal
Journées RCT 93 (Régulation - Commande - Télégestion), 49-61, Sophia Antipolis, 1993
- [Glo 93b] P.-Y. Glorennec
Commande prédictive d'un plancher chauffant par logique floue
Journées RCT 93 (Régulation - Commande - Télégestion), 19-33, Sophia Antipolis, 1993
- [Glo 96] P.-Y. Glorennec
Modélisation neuronale d'un bâtiment équipé d'un chauffage par intermittence.
document technique à publier: communication personnelle, 1-6, 1996
- [Gom 96] J.B Gomm, D. Williams, J.T. Evans, S.K. Doherty, P.J.G. Lisboa
Enhancing the non-linear modelling capabilities of MLP neural networks using spread encoding
Fuzzy Sets and Systems, 79, 113-126, 1996
- [Gou 80] M. Goursat, J.-P. Quadrat
Optimisation de la gestion d'une maison chauffée par le soleil et une pompe à chaleur
rapport de recherche, INRIA, le Chesnay, France, 1980
- [GRE 85a] GRES
LESO Dossier systèmes
rapport technique, projet NEFF 110, EPFL, Lausanne, 1985

- [GRE 85b] GRES
Guide Solaire Passif
LESO, EPFL, Lausanne, 1985
- [Gre 94] B. Grehant, M. Tantot, P. Jaquet
Automatic light control and energy savings by using external screens
European conference on energy performance and indoor climate in buildings, 2, 581-586, Lyon, 1994
- [Grü 85] W. J. Grünenfelder, J. Tödtli
The use of weather predictions and dynamic programming in the control of solar domestic hot water systems.
Solar Energy, 4, 175-179, North-Holland, 1985
- [Gru 86] P. Gruber, J. Tödtli
Two decentralized temperature control strategies for multizone buildings
4th IFAC/IFORS symposium "Large Scale systems: Theory and Applications, Switzerland, 1986
- [Gup 86] M. M. Gupta, J. B. Kiska, G. M. Trojan
Multivariable structure of fuzzy control systems
IEEE Transactions on systems, man, and Cybernetics, SMC-16, no 5, 638-656, 1986
- [Hab 88] J. S. Haberl, L. K. Smith, K. P. Cooney, F. D. Stern
An expert system for building energy consumption analysis : applications at a university campus.
ASHRAE Transactions, 94, 1037-1062, 1988
- [Hag 94] M. T. Hagan, M.B. Manhaj
Training feedforward Networks with the Marquardt algorithm
IEEE Transactions on Neural Networks, 5, 989-993, 1994
- [Ham 94] S. Hammarsten
Lumped parameter models
Système identification applied to building performance data, 67-90, Joint Reasearch Center, european commission, 1994
- [Har 80] T. B. Hartman
Dynamic control of heat called key to saving energy
Air conditioning, heating & refrigeration news, 1980
- [Har 88] T. B. Hartman
Dynamic control: fundamentals and considerations
ASHRAE Transactions, 94 , 599-609, 1988
- [Har 70] J. D. Hardy, A. P. Gagge, J. A. J. Stolwijk
Physiological and behaviour temperature regulation
Charles C Thomas publisher, USA, 1970
- [Has 95] B. Hassibi, D. G. Stork
Second order derivatives for network pruning : optimal brain surgeon
Advances in neural information processing systems, 164-171, Denver, Colorado, 1995
- [Hay 94] S. Haykin
Neural Networks: a comprehensive foundation
Prentice Hall, 1994
- [Heb 47] D. O. Hebb
The organisation of behaviour: a neuropsychological theory
Wiley, New york, 1947
- [Hen 81] H. Hensel
Thermoreception and Temperature Regulation
Academic Press, London, 1981
- [Hög 95] K.T. Högskolan
Internal document, IEA task 21, 1995

- [Hub 97] C. Huber, S. van Velsen, U. Frei
Polysun 2.0
CISBAT 97, 440, EPFL, 1997
- [Ine 83] P. Ineichen
Quatre années de mesures d'ensoleillement à Genève 1978-1982
Thèse de doctorat, Université de Genève, 1983
- [ISO 84] ISO 7730
Moderate environment Determination of the PMV and PPD indices and specification of the conditions for thermal comfort, 1984
- [Jéq 75] E. Jéquier
L'étude du bilan d'énergie chez l'homme.
XVII e cours de perfectionnement de l'Ass. Vaudoise des Chercheurs en Physique : "Eléments de Thermodynamique de la cellule vivante", 47-53, Super Nendaz, Suisse, 1975
- [Kha 92] M. Khalid, S. Omatu
A Neural Network controller for a Temperature Control System.
IEEE Control Systems, June, 58-64, 1992
- [Kin 82] R. E. King
Fuzzy logic control of a cement kiln precalciner flash furnace
IEEE Conference on Applications of Adaptive and Multivariable control, Univ. Hull, Hull, UK, 56-59, 1982
- [Kle 95] J. Klems
MoWiTT : Mobile window thermal test facility
Center for building science news, Lawrence Berkeley Laboratory, 1995
- [Kot 96] N. N. Kota, J. M. House, J. S. Arora, T. F. Smith
Short Communication optimal control of HVAC systems using DDP and NLP techniques
Optimal control applications & methods, 17, 71-78, 1996
- [Kra 88] A. H. Kramer, A. Sangiovanni-Vincentelli
Efficient parallel learning algorithms for neural networks
IEEE Conference on Neural Information Processing Systems - Natural and Synthetic, 40-48, 1988
- [Kra 98] J. Krauss, M. Bauer, M. El-Khoury, N. Morel
Neuronaler Regler in der Klimatechnik
INFRASTRUCTA, Bâle, 1998
- [Kre 94a] J. F Kreider, J. S. Haberl
Predicting hourly building energy use : the great energy predictor shootout - overview and discussion of results.
ASHRAE Transactions, 100, 1994
- [Kre 94b] J. Kreider
Neural Network applied to building energy studies
System identification applied to building performance data, 233-250, Joint Research Center, European commission, 1994
- [Kre 94c] J. F Kreider, A. Rabl
Heating and Cooling of Buildings, Design for Efficiency
Mc Graw-Hill, 1994
- [Kre 95] J. F Kreider, D. E Claridge, P. Curtiss, R. Dodier, J. S. Haberl, M. Krarti
Building Energy Use Prediction and System Identification Using Recurrent Neural Network
Transactions of the ASME, Journal of Solar Energy engineering, 117 , 161-166, 1995
- [Lac 92] B. Lachal, W.U. Weber, O. Guisan
Simplified methods for the thermal analysis of multifamily and administrative buildings
ASHRAE Transactions, 98, 1151-1159, 1992

- [Lan 94] Landys&Gyr
Presence detector for ceiling mounting QPA 82.2
Technical description no 5483e, Zug, 1994
- [Leb 87] A. Lebru, M. Gschwind, J. Martin, P. Morand, P. Nolay, P. Parent
Application de la théorie du contrôle optimal a un système de chauffage dans l'habitat
IRCOSE, Agence française pour la maîtrise de l'énergie, 1987
- [Lee 95] E. Lee
Envelope and lighting technologies to reduce electric demand in commercial buildings
Center for building science news, Lawrence Berkeley Laboratory, 6,7,11, 1995
- [Lee 97] E. S. Lee, S. E. Selkowitz
Design and performance of an integrated envelope/lighting system.
Proceedings of the ICBEST'97 , 1-6, Bath, UK, 1997
- [Lev 92] G. J. Levermore
Optimiser control, tiré de: Building energy management systems.
An application to heating and control, 239-274, E&FN SPON, 1992
- [Lig 96] G. Lightbody, G. W. Irwin
Multi-layer perceptron based modelling of nonlinear systems.
Fuzzy Sets and Systems, 79, 93-112, 1996
- [Lin 94] P. Lindskog, L. Ljung
Tools for semi-physical modeling
IFAC Symposium, System Identification (SYSID'94), 1199-1204, Copenhagen, Denmark, 1994
- [Liu 60] B.Y.H. Liu, R.C. Jordan
The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation
Solar Energy, 7, 1960
- [Lut 95] P. Lute, D. van Paassen
Optimal indoor temperature control using a predictor
IEEE Control Systems, 4-9, 1995
- [Mad 95] H. Madsen, J. Holst
Estimation of continuous-time models for the heat dynamics of a building
Energy and buildings, 22, 67-79, 1995
- [Mam 74] E. H. Mamdani
Application of fuzzy algorithms for control of a simple dynamic plant
Pro. IEEE, 12, 121, 1974
- [Mar 80] T. Markus, E. Morris
Building, Climate & Energy
Pitman, London, 1980
- [Mar 92] P. Marchal
Réseaux de neurones et logique floue : deux approches complémentaires
Bulletin de la Société Suisse de Chronométrie, 10, 1992
- [Mar 94] J. Marko, S. Storelli
Optimisation d'installations consommatrices de gaz.
Tiré à part de la revue gwa 1/94 de la Société Suisse de l'Industrie du Gaz et des Eaux (SSIGE)
1309, 37-44, Zurich, Suisse, 1994
- [Mat 97] Mathworks
MATLAB: high performance numeric computation and visualization software
<http://www.mathworks.com>, 1997
- [Mel 94] H. Melgaard, H. Madsen, J. Holst
Grey-box identification of building components using physical knowledge and Bayesian techniques
CISS - First Joint Conference of International Simulation Societies Proceedings, 689-693,
Zurich, Suisse, 1994

- [Mel 97] A. Melikov et al.
Air Temperature Fluctuations in Rooms
Energy and Environment, 32, 101-114, 1997
- [Met 96] MeteoTest
Meteonorm 95, v2.0
BEW, Berne, 1996
- [Mil 90] W.T. Miller, R.S. Sutton, P.J. Werbos
Neural Networks for Control
MIT Press, London, 1990
- [Mor 93] N. Morel
Utilisation d'un réseau de neurones artificiels pour le réglage prévisionnel du chauffage d'un bâtiment - comparaison avec un régulateur prévisionnel stochastique
Rapport de projet, EPFL-DI, Cours postgrade en Informatique: Réseaux de Neurones biologiques et Artificiels, 1993
- [Mor 96] B. Morcego, J. M. Fuertes, G. Cembrano
Neural Modules: Networks with Constrained Architectures for Nonlinear Function Identification
International Workshop on Neural Networks for identification, control, Robotics, and signal image processing, 290-298, Venice, 1996
- [Mur 85] Y. Murayama, T. Terano, S. Masui, N. Akiyama
Optimizing control of a diesel engine.
Industrial Applications of Fuzzy Control, 63-71, North-Holland, 1985
- [Nat 97] National Instruments
Labview, graphical programming for instrumentation
<http://www.natinst.com>, 1997
- [Nei 93] F. Neirac, B. Pescheux
Application du contrôle flou pour la régulation thermique des bâtiments
Journées RCT 93 (Régulation - Commande - Télégestion), 35-47, Sophia Antipolis, 1993
- [Nor 94] U. Norlen
Estimating thermal parameters of a homogeneous slab
Système identification applied to building performance data, 213-230, Joint Research Center, european commission, 1994
- [Nyg 90] A. M. Nygard
Predictive thermal control of building systems
Thèse, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 1990
- [Oes 93] Y. Oestreicher
Modélisation d'un bâtiment par un réseau de neurones
Rapport de projet, EPFL-DI, Cours postgrade en Informatique: Réseaux de Neurones biologiques et Artificiels, 1993
- [Oes 96] Y. Oestreicher, M. Bauer, J.-L. Scartezzini
Accounting free gains in a non-residential building by means of an optimal stochastic controller
Energy and Buildings, 24, 213-221, 1996
- [OFE 95] Statistiques suisses de l'électricité
Office fédéral de l'énergie, Berne, 1995
- [OFQ 87] OFQC
Commande et régulation des installations de chauffage et de ventilation
Programme d'impulsion "installations techniques des bâtiments", Office fédéral des questions conjoncturelles, Berne, 1987
- [OFQ 90] OFQC
Equilibrage hydraulique des chauffage centraux
Programme d'impulsion "installations techniques des bâtiments", Office fédéral des questions conjoncturelles, Berne, 1990

- [OFQ 91] OFQC
Documentation sur le parc des bâtiments en Suisse
Programme d'impulsion PI-BAT, Office fédéral des questions conjoncturelles, Berne, 1991
- [Par 87] P. Parent
Optimal control theory applied to dwelling heating system
IRCOSE, Agence française pour la maîtrise de l'énergie, 1987
- [Per 92] R. Perez, R. Seals, A. Zelenka, R. Taylor, V. Estrada-Cajigal
Using satellite-derived insolation for real time simulation of solar systems
ANES 1992, Caxaca, Mexico, 1992
- [Pau 95] B. Paule
Communication personnelle, 1995
- [Pet 88] J. D. Petze, D. R. Reed
Artificial intelligence in building control systems
ASHRAE Transactions, 94, 960-969, 1988
- [Pro 79] T. J. Procyk, E. H. Mamdani
A linguistic self-organizing process controller
Automatica, 15, 15-30, Great Britain, 1979
- [Rab 92] A. Rabl, A. Rialhe
Energy signature models for commercial buildings: test with measured data and interpretation
Energy and Buildings, 19, 143-154, 1992
- [Rab 94] A. Rabl
Application of parameter identification in buildings-an overview
Système identification applied to building performance data, 67-90, Joint Research Center, European Commission, 1994
- [Rey 85] D. Rey
Développement et étude des performances d'une régulation prévisionnelle appliquée à l'énergie solaire passive
Travail de diplôme, dpt de Mathématique, EPFL, Lausanne, 1985
- [Ric 94] V. Richalet
LADY: An identification method based on a modal state-space model
Système identification applied to building performance data, 277-285, Joint Research Center, European Commission, 1994
- [Ros 86] M. M. Rosset
Gestion thermique optimale d'un bâtiment
Thèse, Université de Paris-sud, Centre d'Orsay, 1986
- [Row 96] D. Rowe
Does HVAC work
Architectural Science Review, 39, 127-133, 1996
- [Rum 86] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams
Learning representations by back-propagating errors
Nature, 323, 533-536, 1986
- [Sag 84] A. P. Sage
Perspectives on system identification
IFAC 9th Triennial World Congress, 597-601, Budapest, Hungary, 1984
- [Sal 97] M. Sala
New facade technologies: AIW-active intelligent window
conference CISBAT, 55-60, Lausanne, 1997
- [Sau 96] Régulateur de chauffage QRK 201
Manuel Technique, SAUTER S.A., Bâle, 1996

- [Sca 89] J.-L. Scartezzini, F. Bottazzi, M. Nygard
Application des méthodes stochastiques: dimensionnement et régulation
rapport de projet NEFF 349, LESO, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 1989
- [Sca 97] J.-L. Scartezzini, S. Citherlet, M. Bauer
Régulation prévisionnelle de chauffage par télé-réseau
rapport de projet, LESO, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 1997
- [Sho 89] R. Shoureshi, K. Rahmani
Intelligent control of building systems
Winter annual meeting of the American Society of Mechanical Engineers , 16, 7-15, San-Fran-
cisco, USA, 1989
- [Sho 92] R. Shoureshi, k. Rahmani
Derivation and application of an expert fuzzy optimal control system
Fuzzy Sets and Systems, 49, 93-101, North-Holland, 1992
- [SIA 83] SIA
Recommandation SIA 384/2
Puissance thermique à installer dans les bâtiments
Société suisse des ingénieurs et des architectes, Zürich, 1983
- [SIA 87] SIA
Recommandation SIA 380/1
L'énergie dans le bâtiment
Société suisse des ingénieurs et des architectes, Zürich, 1987
- [SIA 97] E2000 Öko-Bau
Niedrigenergiehäuser in ökologischer Bauweise
Das Aktionsprogramm Energie 2000
SIA, 1997
- [Sjö 94] J. Sjöberg, H. Hjalmarsson, L. Ljung
Neural Networks in System Identification
System identification (SYSID 94), 359-382, IFAC, Copenhagen, 1994
- [Str 86] D. Stram, M. Fels
The applicability of PRISM to electric heating and cooling
Energy and Building, 9, 1986
- [Suo 94] J. Suontoausta, V. T. Ruoppila, H. N. Koivo
Modelling of non-linear systems using radial basis function networks
IFAC Symposium, System Identification (SYSID'94), 627-632, Copenhagen, Denmark, 1994
- [Tan 94] M. Tanaka, J. Ye, T. Tanino
Identification of nonlinear systems using fuzzy logic and genetic algorithms
IFAC System Identification, 265-270, Copenhagen, Denmark, 1994
- [Tod 88] B. Todorovic, M. Mitric, M. Ligeti
A building with variable thermal performances
ASHRAE Transactions, 94, 948-959, 1988
- [Töd 83] J. Tödtli
Anwendung der Theorie der optimalen Steuerungen den Betrieb von Sonnenenergieanlagen
Report No. 83-06, ETH, Zürich, 1983
- [Töd 89] J. Tödtli
Manual adjusting and self-adaptation of heating curves
The Second World Congress on Heating, Ventilating, Refrigerating and Air-Conditioning - Clima
2000, 2, 329-336, Sarajevo, Yugoslavia, 1989
- [Vis 93] J.-C. Visier, V. Paillassa, A. Marti, M.-H. Foucard
La commande optimale un outil d'aide à la définition de stratégies de gestion
Journées RCT 93 (Régulation - Commande - Télégestion), 97-107, Sophia Antipolis, 1993

- [VNR 96] VNR
Système d'acquisition de données V4.00
VNR électronique SA, Lausanne, 1996
- [Wur 94] P. Wurmsdobler
Simulation of a heated room with window blind control
Technical University of Vienna, Institute of Machine and Process Automation, 1994
- [Web 97] Weibler, Geissler
Approach to Ecological Building Design
Architecture and Urbanism No. 320, 1997
- [Win 84] F.Winkelmann, S.Selkowitz
Daylighting Simulation in the DOE-2 Building Energy Analysis Program
LBL Report, USA, 1984
- [Zad 75a] L. A. Zadeh
The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I and II
Information science, 8, 199-249 and 301-357, 1975
- [Zad 75b] L. A. Zadeh
The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-III
Information Sciences, 9, 43-80, 1975
- [Zha 96] J. Zhang, J. Morris
Process modelling and fault diagnosis using fuzzy neural networks.
Fuzzy Sets and Systems, 79, 127-140, 1996
- [Zum 95] Zumtobel
Manual of the Luxmate system
Zumtobel Licht, Dornbirn, 1995

CURRICULUM VITAE

Manuel Bauer

né le 4 mars 1969 à Neuchâtel (Suisse)

Marié, 2 enfants

Originaire de Langnau i/e (Berne)

Formation

- | | |
|-----------|--|
| 1984-1987 | Gymnase cantonal de Neuchâtel |
| 1987 | Maturité fédérale type c |
| 1987-1992 | Ecole polytechnique fédérale de Lausanne |
| 1992 | Diplôme d'ingénieur physicien |

Formation permanente

- | | |
|------|---|
| 1993 | Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, département d'informatique
Cours postgrade en informatique technique: réseaux de neurones, attestation obtenue pour un travail pratique intitulé: "Modélisation du comportement de l'habitant dans le cas de l'ouverture de fenêtres". |
| 1994 | Joint Research Center, Ispra, Italy
Cours " system identification applied to building performance data"
3-7 octobre 1994. |

Langues

- | | |
|----------|--|
| Français | Langue maternelle |
| Anglais | Très bonnes connaissances orales et écrites, séjour linguistique à Bournemouth (GB) et stage professionnel à Seattle (USA) |
| Allemand | Bonnes connaissances orales et écrites, séjours linguistiques à Mainz et Nürnberg (D) |

Expérience professionnelle

- 1994 - à ce jour **EPFL, laboratoire d'énergie solaire**
Assistant doctorant
- Travaux de recherche et développement dans le domaine de la physique du bâtiment:
 - Développement d'un contrôleur de store par logique floue. Collaboration industrielle avec Landys&Gyr et Zumtobel licht.
⇒ *Conjointement avec l'EPFL, Zumtobel licht a déposé une patente aux USA et en Europe, basée sur mes travaux.*
 - Développement d'un contrôleur de chauffage intelligent. Collaboration avec le CSEM (centre suisse de micro-électronique) et Sauter SA.
- 1995 - à ce jour **Ecole d'ingénieur du canton de Vaud (eivd)**
Chargé de cours
- Enseignement des travaux pratiques de physique générale (6 périodes/semaine).
- 1992 - 1994 **Université de Genève,**
Centre universitaire d'étude des problèmes de l'énergie
Assistant de recherche
- Recherche et développement dans le domaine de l'application de l'énergie solaire active.
 - Installation de chaînes d'acquisitions de mesures sur deux bâtiments (~200 capteurs de températures et de flux de chaleur).
 - Développement et suivi expérimental d'une régulation prévisionnelle stochastique de chauffage.
- 1992 **EPFL, département de physique,**
laboratoire de micro et opto-électronique
Diplômant
- Travail de diplôme portant sur l'étude d'un matériaux supraconducteur à haute température: "étude des fluctuations de la conductivité dans un oxyde supraconducteur"
⇒ *La note maximale de 10 m'a été décernée pour ce travail.*

Loisirs et autres activités

Football (équipe de 4ème ligue), ski, jardinage, activités familiales