

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université A.MIRA-BEJAIA



Faculté de Technologie  
Département Génie Electrique  
Laboratoire de Technologie Industrielle et de l'Information (LTII)

**THÈSE**  
**EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE**  
**DOCTORAT**

**Domaine : Sciences et Technologies      Filière : Electronique**  
**Spécialité : Electronique**

**Présentée par**  
**OUARET Ahmed**

*Thème*

**Commande supervisée des systèmes de chauffage bâtiment à grande échelle**

**Soutenue le : 08/07/2021**

**Devant le Jury composé de :**

<b>Nom et Prénom</b>	<b>Grade</b>		
<b>Mr Smail BERRAH</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Président
<b>Mr Boubekeur MENDIL</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Rapporteur
<b>Mr Hervé GUÉGUEN</b>	Professeur	CentraleSupélec de Rennes, France	Co-Rapporteur
<b>Mr Ouahib GUENOUNOU</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Examineur
<b>Mr Hamid BOUBERTAKH</b>	Professeur	Univ. de Jijel	Examineur
<b>Mr Abdelyazid ACHOUR</b>	MCA	Univ. de Bejaia	Examineur
<b>Mr Hocine LEHOUCHE</b>	MCA	Univ. de Bejaia	Invité

**Année Universitaire : 2020/2021**

# Remerciements

Toute histoire a une fin. Celle de cette thèse ne déroge pas à la règle. Il est de coutume dans un mémoire de thèse de débiter par la fin : voici donc venu le temps des remerciements.

Je tiens tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

Je souhaite exprimer ma plus sincère reconnaissance à ceux qui m'ont encadré durant mes travaux de thèse, à savoir, mon directeur Professeur **Boubekur MENDIL** et Docteur **Hocine LEHOUCHE**. Je vous remercie infiniment pour la patience, la gentillesse, et l'aide précieuse au cours de cette aventure.

Je tiens à remercier le Professeur **Hervé GUEGUEN**, Responsable de l'équipe d'Automatique de l'IETR (Institut d'Electronique et de Télécommunications de Rennes) de non seulement m'avoir accueilli au sein de son équipe et de m'avoir donné l'opportunité d'élargir mes expériences dans la recherche, d'avoir cru en moi et m'avoir encouragé. Sans son support je peux franchement dire que cette thèse n'aurait jamais été terminée.

Je remercie chaleureusement M. Smail BERRAH, Professeur à l'Université de Bejaia, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury. Ma reconnaissance va également aux messieurs Ouahib GUENOUNOU, Professeur à l'Université de Bejaia, Hamid BOUBERTAKH, Professeur à l'Université de Jijel, et Abdelyazid ACHOUR, Maitre de Conférences A à l'Université de Bejaia, pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Je voudrais remercier aussi tous les autres gens que j'ai côtoyés pendant cette thèse. Les remercier tous seraient trop long mais je vais en citer quelques-uns, Brikh Lamine, Ikhlef Abdelmoumen, Yahiaoui Fatah, Kacimi Mohand Akli, Bensehila Aissa, Lydia, Selma, tous les membres de l'équipe Soft-Computing et applications du laboratoire LTII pour leur bonne humeur et les bons temps que nous avons passé ensemble, les collègues au département Génie Electrique. Finalement, je remercie mes parents et mes amis tant à Bejaia comme à Rennes pour leur compréhension et leur support.

## Dédicaces

Avec l'aide de Dieu tout puissant, j'ai pu achever ce travail que je dédie

À ma mère, à qui je dois ma réussite, pour l'éducation qu'elle m'a prodiguée ; avec tous les moyens et au prix de tous les sacrifices qu'elle a consentis à mon égard, pour le sens du devoir qu'elle m'a enseigné depuis mon enfance ;

À la mémoire de mon père ;

À mes adorables sœurs et frère qui ont été serviables et attentionnés ;

À toute ma grande famille ;

À tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation ;

À tous mes amis qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès ;

Je tiens également à dédier ce travail pour toutes personnes qui ont participé de près et de loin à sa réalisation.

Liste d'articles et de conférences :

## Article

**Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., & Guéguen, H. (2020). Supervisory control of building heating system with insulation changes using three architectures of neural networks. *Journal of The Franklin Institute*, 357(18), 13362-13385. <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2020.09.027>**

## Conférences internationales

**Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., & Guéguen, H. (2021, Mars). Indirect Adaptive Predictive Control Applied for the Regulation of HVAC Systems. *International Conference on Innovative Applied Energy (Smart Exhibition) (DZENERGY 2021)*, Hassi Messaoud, Ouargla. Algeria.**

**Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., & Guéguen, H. (2019, December). Multilayer Perceptron Neural Networks Adaptive Control of Building HVAC Systems. In *1st International Conference on Sustainable Renewable Energy Systems and Applications (ICSRESA)*.**

**Ouaret, A., Lehouche, H., Ouali, N., Guéguen, H., & Mendil, B. (2019, December). Functional Predictive Control of Building HVAC Systems, *The Electrical Engineering International Conference (EEIC'19)*.**

**Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., Fredj, S., & Huéguen, H. (2017, October). Supervisory control of a building heating system based on radial basis function neural networks. In *2017 5th International Conference on Electrical Engineering-Boumerdes (ICEE-B)* (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICEE-B.2017.8192182>**

**Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., Fredj, S., & Guéguen, H. (2016, November). Comparative study between two architectures of neural networks used for identification and control of a building heating system. In *2016 8th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC)* (pp. 845-850). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICMIC.2016.7804232>**

**Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., Brikh, L., & Yahiaoui, F. (2016, April). Identification and Control of a Heating Building System Based RBF Neural Networks. In *3rd International Conference on Green Energy and Environmental Engineering (GEEE)* (pp. 23-25).**

**Fredj, S., Lehouche, H., Ouaret, A., & Guenounou, W. (2017, October). Identification and adaptive control using RBF neural networks of multi-zone building heating system. In *2017 5th International Conference on Electrical Engineering-Boumerdes (ICEE-B)* (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICEE-B.2017.8192104>**

# Table des matières

Liste des abréviations .....	i
Liste des tableaux .....	ii
Liste des figures .....	iii
<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre I : Étude et simulation du système chauffage bâtiment</b>	
I.1. Introduction .....	4
I.2. Motivations .....	4
I.3. Consommation énergétique dans le secteur du bâtiment .....	4
I.3.1. Contexte mondial .....	4
I.3.2. Contexte algérien .....	6
I.4. Position du problème .....	7
I.5. Contrôle thermique des bâtiments .....	8
I.5.1. Confort thermique .....	8
I.5.2. Consignes souhaitées pour un bon confort thermique .....	8
I.5.3. Profil d'occupation .....	9
I.6. Modèles de simulation .....	10
I.6.1. Utilité des modèles de simulation des bâtiments .....	10
I.6.2. Logiciels et outils de simulation .....	10
I.6.3. Présentation de la bibliothèque SIMBAD.....	11
I.6.3.1. Modèle bâtiment monozone avec chauffage électrique .....	12
I.6.3.2. Description du modèle de bâtiment multizone .....	14
I.6.3.3. Conditions météorologiques .....	16
I.6.4. Facteurs influant sur la quantité d'énergie dépensée par le poste de chauffage .....	16
I.6.5. Simulation du système en boucle ouverte.....	17
I.7. Objectifs de la commande .....	21
I.7.1. Indices de performances .....	21
I.8. Conclusion .....	22
<b>Chapitre II : État de l'art sur les techniques de commande appliquées aux systèmes CVC</b>	
II.1. Introduction .....	23
II.2. Stratégies de contrôle de la température et de l'énergie dans les systèmes CVC .....	23
II.2.1. Techniques classiques.....	23

II.2.1.1. Contrôle feed-forward & feedback .....	23
II.2.1.2. Thermostats .....	25
II.2.1.3. Régulateurs tout ou rien et PID .....	26
II.2.2. Techniques avancées .....	27
II.2.2.1. Régulation adaptative .....	27
II.2.2.2. Régulation prédictive .....	28
II.2.2.3. Régulation optimale .....	29
II.2.3. Techniques intelligentes .....	30
II.2.3.1. Réseaux de neurones .....	30
II.2.3.2. Logique floue .....	31
II.2.3.3. Algorithmes génétiques .....	32
II.2.4. Techniques hybrides .....	33
II.3. Conclusion .....	33
<b>Chapitre III : Identification et commande à base des réseaux de neurones : application sur un système CVC</b>	
III.1. Introduction .....	34
III.2. Bref historique sur les réseaux de neurones .....	34
III.3. Réseaux de neurones .....	34
III.3.1. Neurone biologique .....	35
III.3.2. Neurone formel .....	35
III.4. Types de réseaux de neurones .....	37
III.4.1. Réseaux de neurones non bouclés .....	38
III.4.1.1. Perceptrons multicouches.....	39
III.4.1.2. Réseaux de neurones à fonctions de base radiales .....	40
III.4.2. Réseaux de neurones bouclés .....	41
III.4.2.1. Réseaux de neurones à mémoires.....	41
III.5. Algorithmes d'apprentissage.....	43
III.5.1. Types d'apprentissage .....	43
III.5.2. Méthodes d'optimisation .....	43
III.5.2.1. Algorithme de la rétro-propagation.....	44
III.6. Identification par réseaux de neurones.....	47
III.6.1. Principe de l'identification par réseaux de neurones .....	47
III.6.2. Structures d'identification .....	47
III.7. Commande neuronale .....	49

III.7.1. Contrôle de la température et de l'énergie dans les systèmes CVC .....	50
III.7.2. Commande adaptative avec modèle de référence .....	50
III.7.3. Application de la commande adaptative à modèle de référence sur le système chauffage bâtiment .....	51
III.7.3.1. Commande MRAC directe.....	51
III.7.3.2. Commande MRAC indirecte.....	54
III.8. Conclusion .....	56
 <b>Chapitre IV : Développement d'une stratégie de commande supervisée appliquée sur le système de chauffage bâtiment</b>	
IV.1. Introduction .....	57
IV.2. Notions sur l'approche de commande supervisée.....	57
IV.2.1. Commande multi-contrôleurs .....	57
IV.2.1.1. Concept général de la commande multi-contrôleurs .....	57
IV.2.1.2. Différentes structures de commande multi-contrôleurs .....	58
IV.3. Architecture de la commande supervisée basée sur multi-modèle et multi-contrôleur ..	59
IV.3.1. Indice de performance .....	61
IV.4. Commande supervisée du système de chauffage du bâtiment avec changements d'isolation à base de trois architectures de réseaux de neurones .....	62
IV.4.1. Caractérisation des différentes configurations (modèles) en utilisant les trois réseaux de neurones (RBF, MNN, MLP).....	63
IV.4.1.1. Résultats des simulations .....	64
IV.4.1.2. Validation.....	66
IV.4.2. Conception et calcul des différents contrôleurs en utilisant les trois réseaux de neurones (RBF, MNN, MLP).....	68
IV.4.2.1. Paramètres des contrôleurs .....	68
IV.4.3. Évaluation des performances des différents couples contrôleur/modèles .....	69
IV.4.4. Implémentation de la commande supervisée pour la régulation de la température dans un bâtiment .....	70
IV.4.4.1. Choix des paramètres .....	71
IV.4.4.2. Discussion des résultats des simulations .....	71
IV.4.4.3. Évaluation numérique des objectifs de la commande .....	77
IV.5. Conclusion .....	78
<b>Conclusion générale</b> .....	80
<b>Bibliographie</b> .....	82
<b>Annexes</b> .....	95

# Liste des abréviations

**ANN** Artificial Neural Networks  
**ASHRAE** American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers  
**ART** Adaptive Resonance Theory  
**ANSI** American National Standards Institute  
**AGE** Automatisation et Gestion de l'Énergie  
**CSTB** Centre Scientifique et Technique du Bâtiment  
**CVC** Chauffage, Ventilation et Climatisation  
**COMFIE** Calcul d'Ouvrages Multizones Fixé à une Interface Experte  
**COP** Coefficient de Performance  
**ESP-r** Environmental Systems Performance for research  
**ESP-r** Environmental Systems Performance - Research  
**Ej** Exajoule  
**FL** Fuzzy Logic  
**HVAC** Heating, Ventilation and Air-Conditioning  
**HAP** Hourly Analysis Program  
**HVACSIM+** HVAC SIMulation PLUS  
**ISO** International Organization for Standardization  
**GA** Genetic Algorithm  
**MIMO** Multiple Input Multiple Output  
**MPC** Model Predictive Control  
**MRAC** Model Reference Adaptive Control  
**MLP** Multilayer Perceptron  
**MNN** Memory Neural Network  
**MSE** Mean Square Error  
**PID** Proportional-Integral-Derivative  
**PHPP** Passive House Planning Package  
**PMV** Predicted Mean Vote  
**RBF** Radial Basis Function  
**SISO** Single Input Single Output  
**SOM** Self Organizing MAP  
**SIMBAD** SIMulator for Building And Devices  
**TRNSYS** Transient System Simulation

# Liste des tableaux

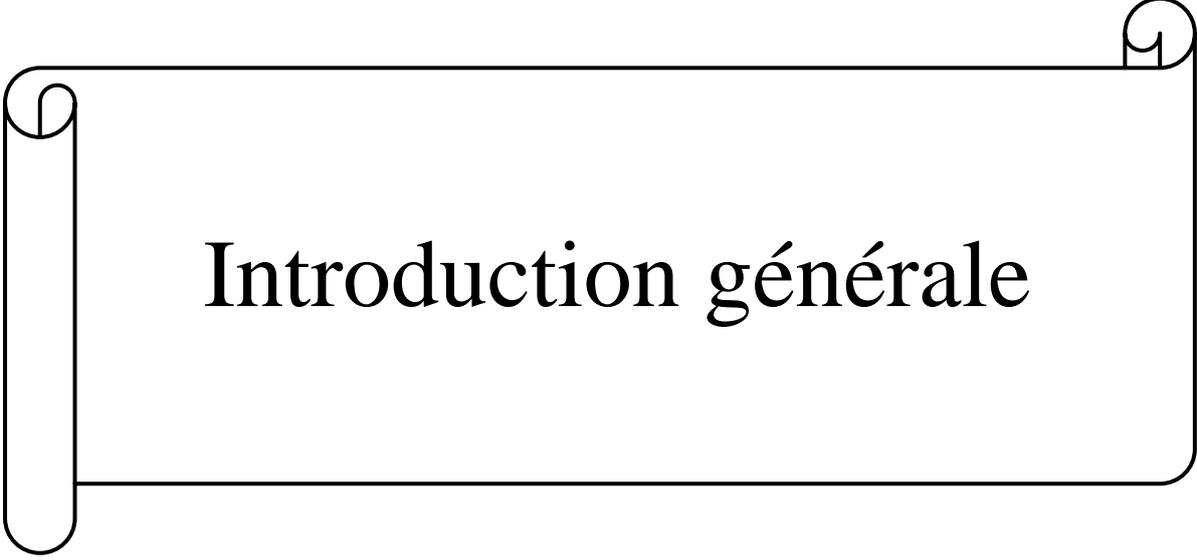
I.1 : Entrées du système utilisées .....	18
I.2 : Caractéristique de la pièce traitée (bureau de travail) .....	19
III.1 : Fonctions d'activation les plus utilisées .....	36
III.2 : Structure du contrôleur .....	52
III.3 : Paramètres de simulation .....	52
III.4 : Structure du réseau identificateur .....	54
III.5 : Structure du réseau contrôleur .....	55
IV.1 : Différentes configurations (modèles) .....	62
IV.2 : Caractéristiques du bureau .....	65
IV.3 : Structure des identificateurs (MLP, RBF et MNN) .....	65
IV.4 : MSE pendant la période d'occupation .....	67
IV.5 : Structure de réseau contrôleur .....	69
IV.6 : MSE pendant la période d'occupation .....	69
IV.7 : MSE pendant la période d'occupation .....	75
IV.8 : MSE pendant la période d'occupation .....	77
IV.9 : Indices de performance .....	78

# Liste des figures

I.1 : Consommation d'énergie finale globale par secteur (IEA, 2017) .....	5
I.2 : Émissions mondiales de CO <sub>2</sub> liées à l'énergie par secteur (IEA, 2017) .....	6
I.3 : Structure de la consommation finale par secteur (B.E.N, 2016) .....	6
I.4 : Grandeurs influant sur le comportement thermique du bâtiment .....	7
I.5 : Schéma bloc correspondant au modèle global du bâtiment : entrées (bleu), mesures (noir) et systèmes inconnus (rouge) .....	7
I.6 : Illustration du préchauffage .....	9
I.7 : <b>(a)</b> Modèles de la bibliothèque de simulation du Simbad <b>(b)</b> Modèles de zone de bâtiment .....	12
I.8 : Modèle de la pièce utilisée avec le réchauffeur électrique .....	14
I.9 : Modèle de bâtiment multizone .....	15
I.10 : Conditions climatiques mesurées pour la ville de Rennes, en janvier : température de l'air extérieur, rayonnement solaire direct et rayonnement solaire diffus .....	16
I.11 : Schéma bloc de la simulation en boucle ouverte .....	17
I.12 : Sortie du système en boucle ouverte (1 jour) .....	19
I.13 : Sortie du système en boucle ouverte (3 jours) .....	20
I.14 : Sortie du système en boucle ouverte (1 jour) .....	20
I.15 : Sortie du système en boucle ouverte (3 jours) .....	20
II.1 : <b>(a)</b> Système de régulation feedback général <b>(b)</b> Système de régulation avec feed-forward – $G_{Cont}$ , $G_{Act}$ , $G_V$ , $G_{Sys}$ , $G_S$ et $G_{FF}$ sont les fonctions de transfert pour le contrôleur, l'actuateur, la perturbation, le bâtiment, le capteur et le compensateur feed-forward, respectivement .....	25
II.2 : Schéma de base de la régulation adaptative .....	28
III.1 : Représentation schématique d'un neurone biologique .....	35
III.2 : Modèle de base d'un neurone formel .....	36
III.3 : Types de réseaux de neurones .....	38
III.4 : Un réseau de neurones à $n$ entrées, une couche de $N_c$ neurones cachés et $N_s$ neurones de sortie .....	38
III.5 : Structure d'un réseau MLP avec deux couches cachées .....	39
III.6 : Structure d'un réseau RBF .....	40
III.7 : Réseaux de neurones bouclés .....	41
III.8 : Structure d'un réseau MNN .....	42

III.9 : Schéma général d'identification par réseau de neurones .....	47
III.10 : Structure d'identification parallèle.....	48
III.11 : Structure d'identification série parallèle .....	48
III.12 : Organigramme de la procédure d'identification .....	49
III.13 : Commande adaptative avec modèle de référence .....	50
III.14 : Commande MRAC directe.....	51
III.15 : Modèle de référence.....	52
III.16 : Sortie du système et de référence.....	53
III.17 : Erreur de commande .....	53
III.18 : Signal de commande .....	53
III.19 : Commande MRAC indirecte .....	54
III.20 : Sortie du système et de modèle (une journée) .....	55
III.21 : Sortie du système et d'identificateur.....	55
III.22 : Signal de commande .....	55
IV.1 : Schéma de principe de la commande multi-contrôleurs .....	58
IV.2 : Schéma global de la commande multi-contrôleurs (classe indirecte) .....	59
IV.3 : Schéma global de la commande multi-contrôleurs (classe directe) .....	59
IV.4 : Architecture de la commande supervisée basée sur le multi-modèle .....	60
IV.5 : Schéma de principe d'identification par réseau de neurones .....	63
IV.6 : Chauffage d'une pièce avec des entrées reliées à la météo .....	64
IV.7 : Sortie du système et celle de l'identificateur durant la phase d'apprentissage .....	66
IV.8 : Sortie du système et celle de l'identificateur durant la phase de validation (région 1) .....	66
IV.9 : Sortie du système et celle de l'identificateur durant la phase de validation (région 2) .....	67
IV.10 : Structure d'entraînement du contrôleur .....	68
IV.11 : Commande supervisée appliquée pour la régulation de la température d'une zone dans un bâtiment .....	70
IV.12 : Algorithme de la logique de commutation avec hystérésis .....	71
IV.13 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence .....	72
IV.14 : Signal de commande .....	73
IV.15 : Contrôleur sélectionné par le superviseur .....	73
IV.16 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence .....	73
IV.17 : Signal de commande .....	74
IV.18 : Contrôleur sélectionné par le superviseur .....	74
IV.19 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence .....	74

IV.20 : Signal de commande .....	75
IV.21 : Contrôleur sélectionné par le superviseur .....	75
IV.22 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence .....	76
IV.23 : Contrôleur sélectionné par le superviseur .....	76
IV.24 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence .....	77
IV.25 : Signal de commande .....	77
IV.26 : Contrôleur sélectionné par le superviseur .....	77



# Introduction générale

## **Introduction générale**

Ces dernières années, le secteur du bâtiment a été l'un des principaux consommateurs d'énergie dans le monde, avec près de 40% de la consommation d'énergie [1]. Les systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation (CVC) contribuent à une grande quantité de consommation d'énergie dans les bâtiments résidentiels et commerciaux pour offrir un confort thermique aux occupants [2]. Cette part de consommation ne cesse d'augmenter en raison de la croissance de la population, la recherche permanente du confort, l'augmentation du temps passé dans les bâtiments et d'autres facteurs déterminants [3-5]. La réduction des coûts énergétiques des bâtiments est devenue une tâche urgente, en raison des préoccupations environnementales croissantes et du prix de l'énergie. Il est important que ces systèmes soient bien contrôlés afin de réduire la consommation d'énergie et de maintenir un bon confort pour les occupants.

Pour cette raison, on se demande : quelle est la stratégie efficace qui pourra satisfaire le compromis entre le confort thermique et la consommation énergétique ? La commande supervisée semble une technique prometteuse pour résoudre ce problème d'optimisation et d'adaptation rencontré dans le domaine du bâtiment. L'idée principale derrière cette approche est de surmonter les limites de l'utilisation d'un seul contrôleur et de faire face aux non linéarités, aux incertitudes des paramètres et à la constante de temps du système de chauffage. Plusieurs schémas de contrôle supervisé basés sur des logiques de commutation ont été présentés dans la littérature, qui diffèrent du moment et de la manière dont le contrôleur approprié doit être choisi [6-9]. En quelques mots, la commande supervisée est une technique très appropriée pour la conduite de processus complexes. Plusieurs contrôleurs correspondant aux différents modes de fonctionnement du système peuvent être conçus a priori. Un superviseur (à base d'une logique de commutation) permet de déterminer, à tout moment, le mode opératoire du système et de sélectionner le contrôleur adéquat.

D'autre part, notre vision est d'utiliser une technique intelligente basée sur l'apprentissage pour surmonter les limites des méthodes conventionnelles qui ont souvent montré leur insuffisance, surtout quand les systèmes à étudier présentent de fortes non-linéarités. L'échec des méthodes classiques est dû au manque des connaissances a priori nécessaires pour l'élaboration du modèle mathématique. Face à ce problème, il est possible d'utiliser des réseaux de neurones (RN). L'utilisation de ces réseaux pour concevoir des contrôleurs a augmenté de manière significative ces dernières années [10]. Les RN peuvent être considérés comme des approximateurs universels [11, 12] qui ont une capacité de s'adapter à des dynamiques évoluant au cours du temps. Les différentes applications liées à la gestion de l'énergie dans les bâtiments

augmentent considérablement. Les réseaux neuronaux artificiels ont été utilisés pour le contrôle des systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation [13-15], pour la prévision de la consommation d'énergie [16], dans les systèmes d'énergie renouvelable [17-21] et pour le diagnostic des défauts [22].

L'objectif principal de ce travail est de développer une nouvelle stratégie de contrôle supervisé appliquée au système de chauffage capable de s'adapter aux différentes conditions de fonctionnement, afin de réduire la consommation d'énergie et d'assurer un bon confort thermique aux occupants. Dans notre travail, nous allons utiliser un modèle de simulation conçu par le CSTB (Centre Scientifique et Technique du Bâtiment), ce modèle simule le chauffage d'une pièce à l'intérieur d'un bâtiment, en prenant en considération tous les paramètres qui influent sur la température d'une pièce. Ce modèle nous donne un système à commander par une entrée reliée au radiateur et une sortie qui nous donne la température interne de la pièce. Le cas étudié est un bureau de travail dans un bâtiment qui est considéré comme un processus complexe non linéaire tiré de la boîte à outils Simbad intégrée dans Matlab [23].

Pour une meilleure présentation des travaux abordés, ce manuscrit est structuré de la manière suivante :

Le **premier chapitre** présente la problématique considérée dans ce travail de thèse, en commençant par la présentation de la consommation d'énergie dans différents secteurs en se focalisant sur les bâtiments résidentiels et tertiaires, puis, dans le but de voir l'influence des facteurs internes et externes de la pièce traitée sur le système, une simulation en boucle ouverte est réalisée à l'aide de la boîte à outil SIMBAD. Enfin nous décrirons les objectifs de contrôle du système de chauffage dans un bâtiment.

Le **deuxième chapitre** peut être vu comme un état de l'art. D'abord, on donne une brève présentation des différentes techniques de commande utilisées pour la régulation thermique dans les bâtiments, qui sont : la régulation classique, avancée, intelligente et hybride. Ce chapitre apporte une vue sur les systèmes de contrôle actuels afin d'avoir une vision globale sur ces techniques, certaines de leurs applications et limitations, qui fournissent des informations pour la conception appropriée des systèmes de régulation.

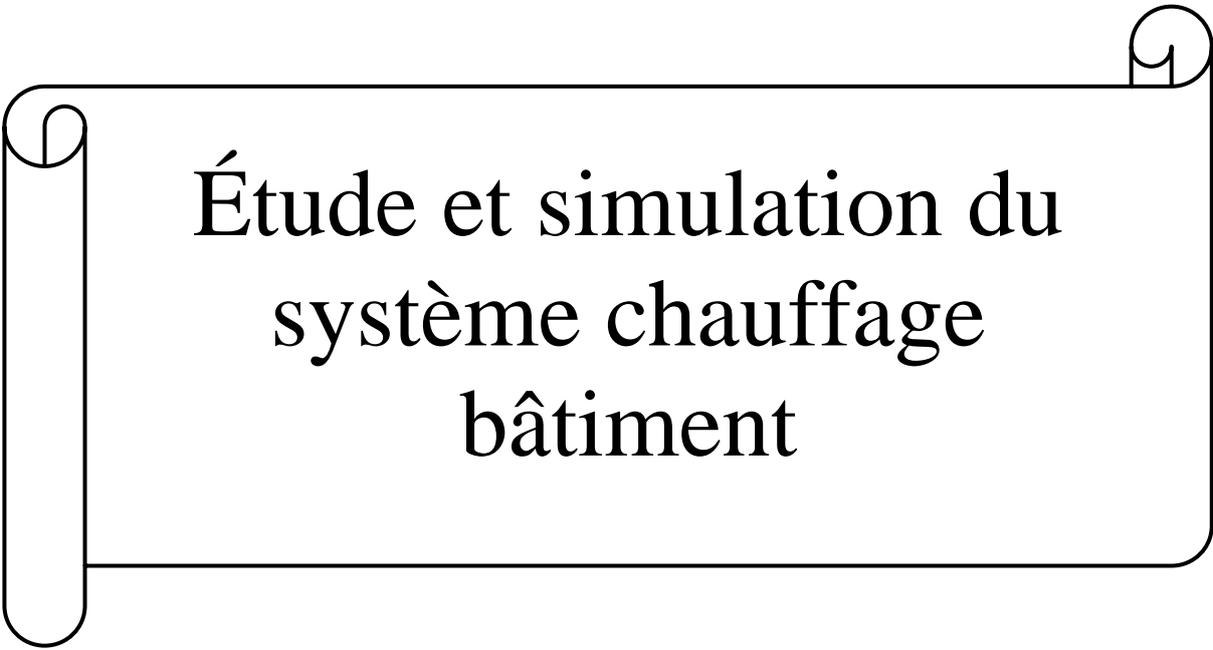
Le **troisième chapitre** présente les réseaux de neurones ainsi que leur utilisation pour l'identification et la commande. Après quelques notions générales sur les réseaux de neurones, on a présenté les différentes architectures neuronales et les algorithmes d'apprentissage

associés. Le reste du chapitre présente quelques travaux sur la commande adaptative neuronale par modèle de référence appliquée à la régulation thermique dans un bâtiment.

Le **quatrième chapitre** est consacré à la présentation de l'approche proposée qui est la commande supervisée à base des différentes architectures de réseaux de neurones, à savoir les réseaux de neurones à fonctions de base radiales, les perceptrons multicouches et les réseaux de neurones à mémoires. La dernière partie est dédiée à l'application de cette stratégie sur le système de chauffage bâtiment dont l'objectif est de contrôler la température ambiante dans une pièce.

Enfin, on termine par une conclusion générale et les perspectives envisagées.

# CHAPITRE I



Étude et simulation du  
système chauffage  
bâtiment

## **I.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous exposons la problématique considérée dans ce travail de thèse en commençant par une présentation des données de consommation énergétique dans les différents secteurs d'activités, puis nous ferons une présentation des outils de simulation, dont la bibliothèque SIMBAD et ses différents modèles qui va nous permettre de simuler notre système chauffage bâtiment afin de voir l'influence des différents paramètres de la pièce traitée, enfin nous décrirons les objectifs de contrôle du système de chauffage dans un bâtiment.

## **I.2. Motivations**

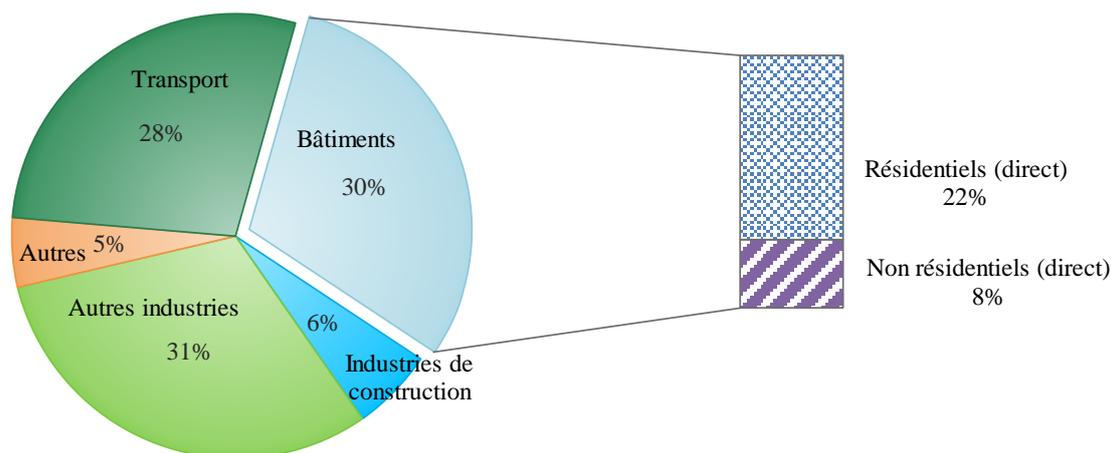
Pour bien comprendre l'intérêt de notre sujet, il est important de rappeler que les êtres humains passent plus de 80% de leur temps à l'intérieur des bâtiments et que ces derniers offrent un environnement de vie et de travail aux individus. De plus, le secteur bâtiment est le secteur ayant la plus grande part dans la demande énergétique parmi tous les secteurs économiques. Cette consommation ne cesse d'augmenter alors même qu'elle devrait baisser.

Dans le cas particulier du secteur tertiaire, le chauffage représente la plus grande part de consommation. La qualité de l'environnement intérieur doit recevoir une grande attention lors de la conception et l'exploitation d'un bâtiment. C'est dans ce sens que nos travaux ont été menés : pour un meilleur contrôle du chauffage afin de réduire la consommation d'énergie et de maintenir un bon confort pour les occupants, nous avons proposé des algorithmes de commande capables de s'adapter aux différentes conditions d'usager. L'approche retenue dans ces travaux est celle des algorithmes de modélisation et de commande supervisée en utilisant les différentes architectures des réseaux de neurones.

## **I.3 Consommation énergétique dans le secteur du bâtiment**

### **I.3.1 Contexte mondial**

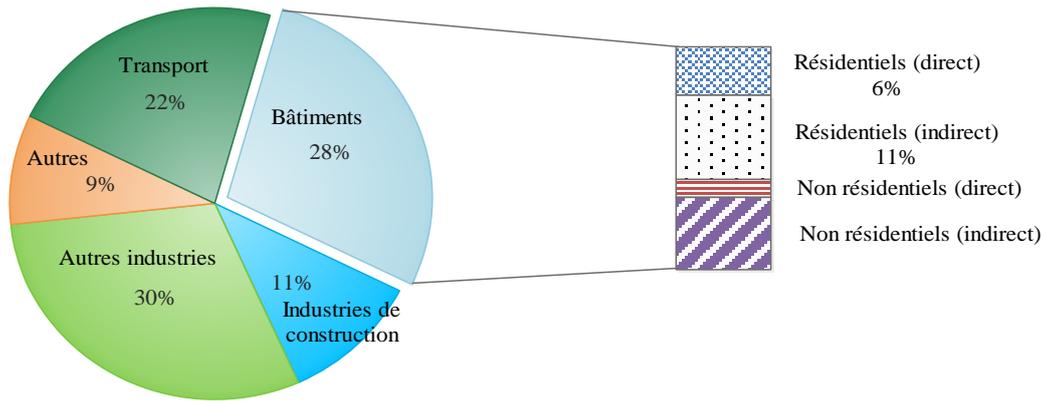
Selon le rapport de l'IEA (International Energy Agency) concernant la situation mondiale de 2017, le secteur mondial des bâtiments a consommé près de 125 EJ en 2016, soit 30% de la consommation totale d'énergie finale, qui comprend la consommation d'énergie pour le chauffage et le refroidissement des locaux, le chauffage de l'eau, l'éclairage, la cuisson, les appareils ménagers et autres charges. La construction de bâtiments, y compris la fabrication de matériaux pour la construction tels que l'acier et le ciment, représentait une augmentation de 26 EJ (près de 6%) de l'utilisation énergétique finale mondiale estimée (voir figure I.1).



**Figure I.1** : Consommation d'énergie finale globale par secteur (IEA, 2017) [24]

Compte tenu de la production d'électricité, les bâtiments représentaient 28% des émissions mondiales de CO<sub>2</sub> liées à l'énergie, les émissions directes dans les bâtiments provenant de la combustion de combustibles fossiles représentant environ un tiers du total. La construction de bâtiments a représenté 11% des émissions de CO<sub>2</sub> du secteur énergétique (figure I.2).

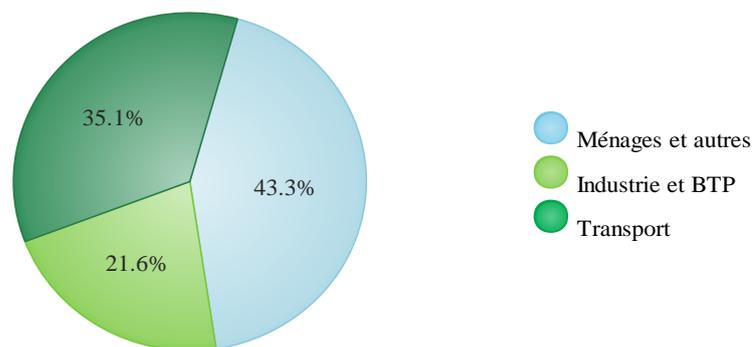
Aujourd'hui, le principal défi consiste à créer une dynamique autour de la transformation des bâtiments et de la construction et à accélérer ses progrès. Le scénario de référence technologique de l'IEA montre que la demande d'énergie finale dans le secteur du bâtiment continuera à augmenter si des efforts plus ambitieux ne sont pas déployés. Récemment, de nombreuses stratégies et initiatives ont été lancées pour gérer à la fois la demande et l'approvisionnement en énergie. En conséquence, l'évaluation et l'amélioration de la performance énergétique des bâtiments ont été examinées par plusieurs états et fédérations pour élaborer des stratégies passives ou actives visant à réduire et à atténuer la demande énergétique sur le réseau électrique [25-29]. Les mesures passives qui ont été mises en œuvre, telle que l'ombrage des éléments et l'amélioration de l'isolation thermique des murs et des fenêtres, permettent une économie de 18,5% de la consommation d'énergie de chauffage et de 14,5% de la consommation électrique totale du réseau. De plus, les mesures actives, telles que l'amélioration du COP (Coefficient de Performance) du système de chauffage et la variation du point de consigne de chauffage, augmentent les économies d'électricité jusqu'à 65%.



**Figure I.2 :** Émissions mondiales de CO<sub>2</sub> liées à l'énergie par secteur (IEA, 2017)

### I.3.2 Contexte algérien

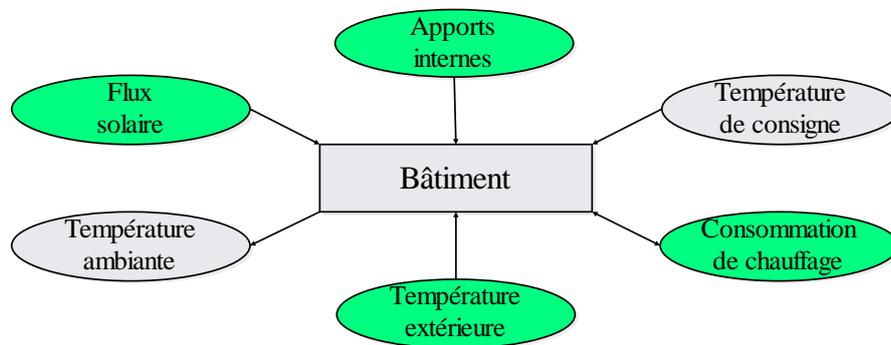
Comme les pays en voie de développement, l'Algérie connaît ces dernières années un accroissement de ses consommations énergétiques, corrélé à celui de sa population et au développement socio-économique des ménages. De l'année 2000 à 2013, le taux de croissance de la consommation énergétique annuel moyen de tous les secteurs a été estimé à 6,1%, dont le secteur résidentiel représente un taux de 8,17% et qui est considéré comme le plus élevé après le secteur agricole enregistrant un taux de 9,83% [30]. Selon le ministère de l'énergie, la consommation nationale d'énergie a atteint 58,3 Mtep en 2016, reflétant une quasi-stagnation par rapport à 2015. Ceci constitue une inflexion majeure dans la tendance haussière observée depuis 2001, où la consommation avait évolué à un rythme moyen élevé autour de 5% par an. Cette situation résulte de la conjonction de plusieurs facteurs notamment le relèvement des prix de produits énergétiques depuis janvier 2016. Dans ce contexte, le secteur des ménages consomme l'équivalent de 18,6 Mtep avec un taux de croissance de 2,4%, tirée par celle du sous-secteur résidentiel (1,9%) et notamment des besoins en gaz et électricité. Au final, la structure de la consommation reste dominée par la demande du secteur des ménages et autres qui est d'environ 43%, suivi par le transport (35%) et enfin le secteur de l'industrie et BTP avec une part de 22% (figure I.3).



**Figure I.3 :** Structure de la consommation finale par secteur (B.E.N, 2016)

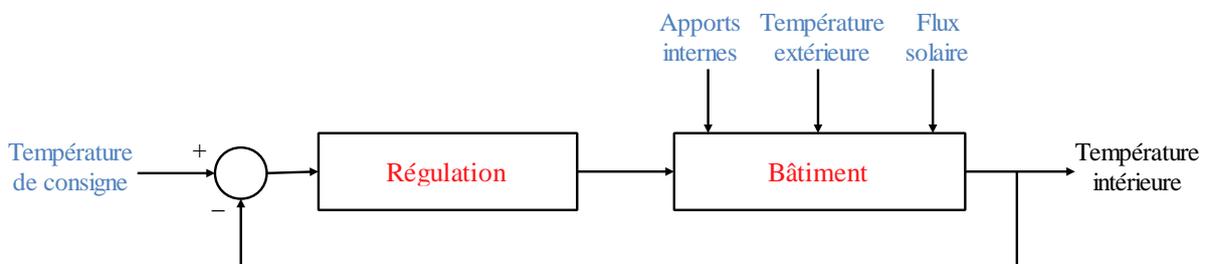
## I.4. Position du problème

Le comportement thermique d'un bâtiment dépend de différents facteurs (figure I.4). Ces derniers peuvent être classés en trois familles. La première famille regroupe les *données météorologiques* ayant une influence sur le bâtiment tels que la température extérieure et le flux solaire. La seconde famille comprend les *facteurs intrinsèques* à la structure du bâtiment lui-même (surface à chauffer, composition, etc.). La troisième famille regroupe les *facteurs contrôlables* par le client, à savoir la puissance requise par le système de chauffage, la température de consigne choisie et, enfin, les apports internes (apports calorifiques autres que le chauffage) dont les apports gratuits dus à la présence de personnes.



**Figure I.4 :** Grandeurs influant sur le comportement thermique du bâtiment

Le rôle de système de chauffage est de régler la température ambiante de la pièce dans un bâtiment pour maintenir le niveau de confort souhaité. De ce fait, il constitue la partie « contrôlable » du bâtiment. Cette puissance qui renseigne sur le système de régulation et sur l'état du bâtiment doit donc être prise en compte dans le modèle global. Ce couplage entre le bâtiment et le système de chauffage reflète le lien entre le confort souhaité par les usagers et la réponse thermique du bâtiment. Un schéma bloc correspondant au modèle global du bâtiment est donné par la figure I.5.



**Figure I.5 :** Schéma bloc correspondant au modèle global du bâtiment : entrées (bleu), mesures (noir) et systèmes inconnus (rouge)

Sur cette figure, les entrées du système de chauffage sont la température de consigne, grandeur choisie par l'utilisateur. Le fonctionnement de bâtiment est perturbé par les apports internes et les données météo. La résultante de ces interactions est une température intérieure donnée, qui va à son tour être prise en compte par le système de régulation du chauffage. La sortie prise en compte est la température ambiante à l'intérieur de la pièce.

Le schéma bloc présenté sur la figure I.5 met en évidence que les deux composantes du système, le chauffage et le bâtiment, sont couplés. L'identification et la commande du modèle global, cas qui nous intéresse dans ce travail, nécessite alors de concevoir un contrôleur qui répond à des stimulants venant de l'environnement.

## **I.5. Contrôle thermique des bâtiments**

### **I.5.1. Confort thermique**

L'objectif principal de la régulation du système de chauffage est de maîtriser les flux d'énergie dans le bâtiment en garantissant un niveau de confort satisfaisant pour l'occupant. Cependant, il n'existe pas de définition précise et universelle pour quantifier l'état de bien-être dans l'habitat [31]. Le confort thermique est défini par les normes ISO 7730 [32] et ASHRAE 55 [33] comme étant un "État d'esprit exprimant la satisfaction par rapport à l'environnement thermique". La norme ANSI/ASHRAE 55-2010 définit les conditions environnementales thermiquement acceptables pour les occupants des environnements intérieurs [34] et suggère les températures et les débits d'air pour différents types de bâtiments et conditions environnementales. Il est à noter que le confort thermique est un processus cognitif influencé par diverses quantités : activité physique, facteurs physiologiques et psychologiques (état de santé, âge, fébrilité, contexte social), et il est typiquement décrit par l'indice de confort thermique appelé PMV (Predicted Mean Vote) [35]. Ce dernier (PMV) représente la qualité de l'environnement thermique comme la valeur moyenne des votes d'un groupe important de personnes qui exprimeraient un vote de sensation de confort thermique en se référant à une échelle de -3 (pour très froid) à +3 (pour très chaud). Une valeur de PMV nulle exprime une sensation de confort thermique optimale.

### **I.5.2. Consignes souhaitées pour un bon confort thermique**

Le confort thermique résulte de nombreux paramètres comme les températures d'ambiance et des parois, les modes de chauffage, le taux d'humidité ou les mouvements d'air. Pour obtenir un confort thermique satisfaisant, il faut agir au niveau du bâtiment, des systèmes et des

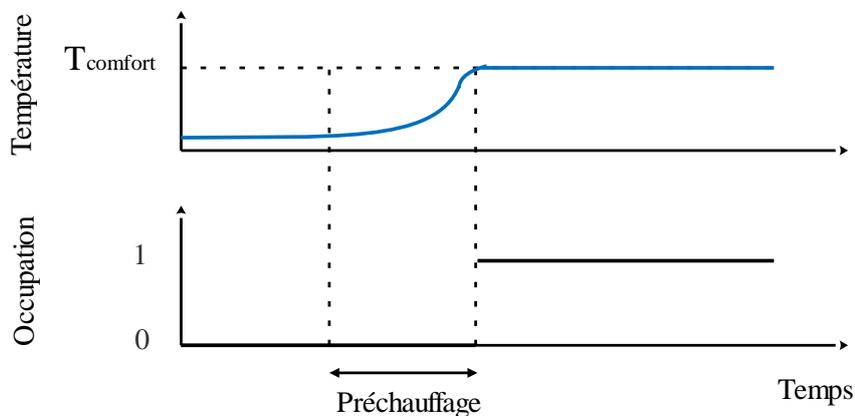
occupants. Au niveau du bâtiment, une isolation suffisante et des fenêtres performantes évitent le phénomène de parois froides et diminuent les mouvements d'air. Au niveau des systèmes, une température de consigne autour de 19-20°C couplée à une bonne régulation et l'utilisation d'une VMC hygroréglable améliorent le confort thermique, tout en limitant les consommations d'énergie. Enfin, au niveau des occupants, une tenue adaptée à la saison est indispensable [36].

### I.5.3. Profil d'occupation

Il est évident que les exigences de confort ne doivent être satisfaites que durant les périodes d'occupation. Dès lors, il s'avère inutile, sauf pour des raisons de sécurité, de préciser des spécifications thermiques pendant les périodes d'inoccupation.

Le rôle de l'utilisateur devient très important dans le bon fonctionnement du système de contrôle. Personne ne veut avoir à allumer ou à éteindre son chauffage à chaque départ ou rentrée, mais chacun aime profiter des avantages économiques d'un fonctionnement optimal du chauffage. Le rapport confort/coût dépendra de la période d'occupation et l'efficacité du système de contrôle, comme c'est le cas dans de nombreux autres domaines.

Les avantages énergétiques du chauffage intermittent dans les bâtiments à occupation discontinue sont connus depuis longtemps [37]. Afin de maintenir la consommation d'énergie au minimum, sans abaisser le niveau de confort, il est nécessaire d'optimiser la régulation pendant les périodes de préchauffage (voir figure I.6). Pour que le contrôle puisse être calculé pendant la période de préchauffage, le système de contrôle a besoin de connaître le moment du début de la période d'occupation. De même, pour un bâtiment à forte inertie thermique, l'équipement de chauffage peut être arrêté avant que les occupants ne l'aient quitté, sans induire une dégradation du confort thermique pendant l'occupation.



**Figure I.6 :** Illustration du préchauffage

L'utilisation optimale du poste de chauffage dans un bâtiment à occupation intermittente ne peut être obtenue sans une connaissance préalable du profil d'occupation de ses pièces. Ce profil d'occupation doit contenir l'état, occupé (1) ou inoccupé (0), du bâtiment ou de chaque pièce sur un certain horizon temporel futur. Cette information peut être transmise par les agendas des occupants ou estimée, en utilisant les connaissances sur la dynamique des occupations précédentes mesurées par un capteur de présence. Toutefois, si l'occupation d'une pièce n'est pas prévue dans son profil d'occupation, le confort thermique sera affecté.

## **I.6. Modèles de simulation**

### **I.6.1. Utilité des modèles de simulation des bâtiments**

Pour améliorer les performances des systèmes de chauffage et de climatisation, il est primordial d'étudier différentes techniques de commande. Ces études peuvent être effectuées sur des bâtiments réels d'une manière virtuelle, ou par le biais de l'expérimentation, voire une combinaison des deux méthodes. Cependant, aujourd'hui, l'analyse des performances de nouveaux contrôleurs est plus généralement effectuée dans des laboratoires virtuels que dans des expériences réelles. Ceci est dû à plusieurs raisons, les principales sont énumérées ci-dessous.

- L'écart entre les investissements en temps et en coût est énorme entre la simulation et l'expérimentation.
- La non-reproductibilité des conditions météorologiques rend difficile la comparaison des différents régulateurs sur le même bâtiment. D'un autre côté, chaque bâtiment a ses propres caractéristiques qui le rendent unique.
- L'évaluation des efficacités énergétiques annuelles de certaines installations est difficile, voire impossible, pour un bâtiment réel.

De nombreux outils de simulation ont été créés afin de contourner les problèmes mentionnés précédemment, tout en offrant des résultats satisfaisants par rapport au cas réel. Une liste non exhaustive des logiciels (outils) de simulation est présentée dans la section suivante.

### **I.6.2. Logiciels et outils de simulation**

Plusieurs outils de simulation en thermique du bâtiment sont disponibles. Nous pouvons citer, à titre d'exemple, les outils suivants : SIMBAD, EnergyPlus, SIBIL, DOE-2, HAP, PHPP, TAS, HVACSIM+, TRNSYS, SPARK, ESP-r, COMFIE, ConsoClim et bien d'autres [38-50]. Due aux avantages énormes du logiciel (coût et vitesse), la majorité des résultats expérimentaux

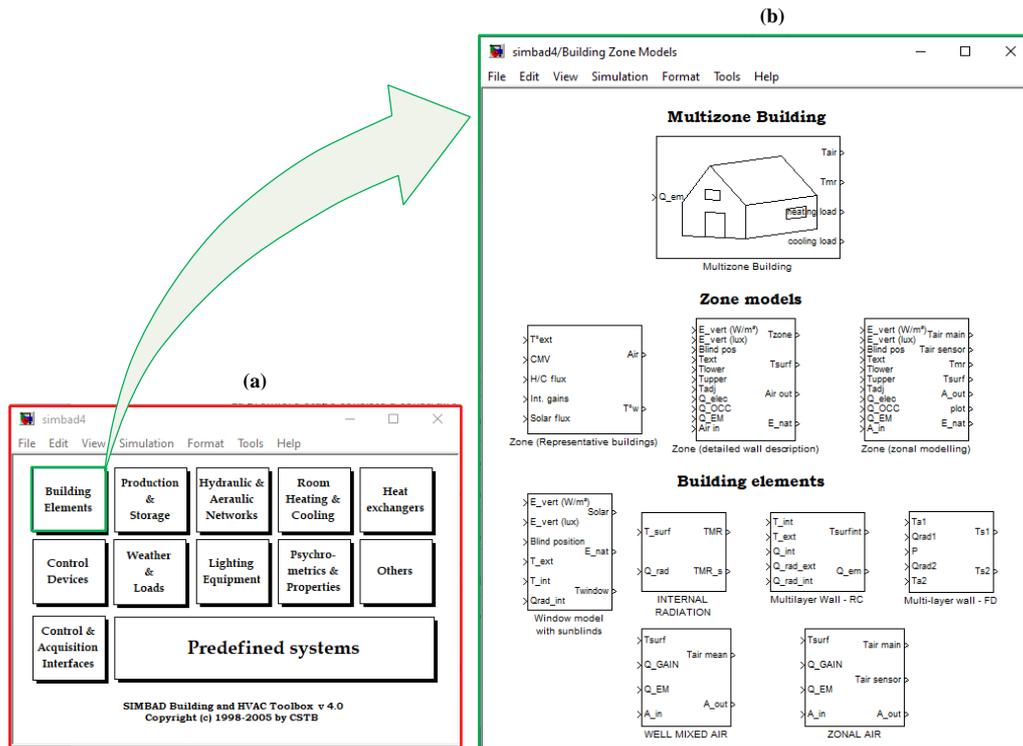
concernant le contrôle thermique des bâtiments s'appuient sur des simulations. À partir des détails de construction du bâtiment réel (orientation, structure, dimensions et composition des murs, fenêtres, équipements CVC), l'utilisateur du logiciel peut également obtenir un modèle mathématique par une procédure d'identification ou par accès direct au modèle du logiciel, quand cela est possible.

Pour nos manipulations, nous nous sommes servis de la boîte à outils SIMBAD qui permet notamment de simuler avec précision les systèmes de régulation thermique.

### **I.6.3. Présentation de la bibliothèque SIMBAD**

SIMBAD est une boîte à outils développée par le CSTB (voir l'annexe A) en réponse à la difficulté et au coût des essais réels dans le domaine bâtiment. C'est la première bibliothèque destinée aux composants de génie climatique, pour l'environnement MATLAB/SIMULINK. Elle s'intègre dans le fonctionnement du laboratoire virtuel (SIMTEST) développé par le CSTB. Pour le pôle Automatismes et Gestion de l'Énergie (AGE), cette boîte à outils est un outil essentiel pour l'optimisation des installations de génie climatique. SIMTEST permet de tester ces systèmes de régulation en les connectant à une interface reliée à un environnement virtuel (par exemple une maison avec ses systèmes de chauffage, de ventilation...) [51]. Ce modèle a déjà été utilisé dans de nombreuses études en thermique du bâtiment [52-58].

La boîte à outils est composée de 12 groupes principaux de modèles, comme illustré dans la figure I.7a (les sous-groupes de chaque modèle sont donnés dans l'annexe B). La figure I.7b représente les différents types de blocs du premier groupe (building elements), à savoir, le bâtiment monozone et le bâtiment multizone.



**Figure I.7 :** (a) Modèles de la bibliothèque de simulation du Simbad (b) Modèles de zone de bâtiment

Les modèles sont développés soit entièrement en langage de schéma-bloc SIMULINK, soit en code MATLAB, soit en code C compilé. Les codes sources des modules écrits en langage C ou en langage MATLAB sont fournis. La structure ouverte des modèles permet aux utilisateurs de les modifier et de personnaliser les modèles [59].

### I.6.3.1. Modèle bâtiment monozone avec chauffage électrique

#### A. Description du modèle de la pièce utilisée

Comme il se voit sur la figure I.8, plusieurs paramètres sont pris en compte par ce modèle, c.à.d. les différents facteurs ayant une influence sur la température de la pièce. Leurs définitions ainsi que leurs unités sont données ci-dessous [60].

#### 1. Entrées du modèle

- $E_{vert1}$  [ $W/m^2$ ] et  $E_{vert2}$  [ $lux$ ] : rayonnement et illumination vertical global du soleil.
- $Blind_{pos}$  : position de l'abat-jour (rideau) prenant une valeur entre 0 et 1. 0 correspond à l'abat-jour complètement ouvert et 1 fermé.
- $T_{ext}$  [ $^{\circ}C$ ] : température venant du milieu extérieur.

- $T_{lower}$  [ $^{\circ}C$ ],  $T_{upper}$  [ $^{\circ}C$ ] et  $T_{adj}$  [ $^{\circ}C$ ] : température résultante de la salle adjacente en contact avec le plancher, le plafond et les murs internes de la salle traitée.
- $Q_{elec}$  [ $W$ ] et  $Q_{occ}$  [ $W$ ] : gains de chaleur délivrés par les équipements électriques et les occupants.
- $Q_{EM}$  [ $W$ ] : gain de chaleur du radiateur.
- $Air_{in}$  [ $^{\circ}C, g/kg, PA, kg/s$ ] : vecteur décrivant la circulation d'air entrant dans la pièce.

## 2. Sorties du modèle

- $T_{zone}$  [ $^{\circ}C$ ] : température de zone.
- $T_{surf}$  [ $^{\circ}C$ ] : Températures de surface internes dans la zone.
- $Air_{out}$  [ $^{\circ}C, g/kg, PA, kg/s$ ] : vecteur d'air sortant de la pièce.
- $E_{nat}$  [ $lux$ ] : éclairage normal dans la zone.

## 3. Paramètres

- Longueur, largeur et hauteur de la pièce [m].
- Longueur et hauteur de la fenêtre [m].
- Type d'émetteur.
- Vecteur du coefficient de transfert de chaleur par convection à la surface interne et externe [ $W/m^2/K$ ].
- Température initiale de la pièce (vecteur des températures initiales de l'air, du sol, du plafond et des murs) [ $^{\circ}C$ ].

## B. Description du modèle de réchauffeur électrique

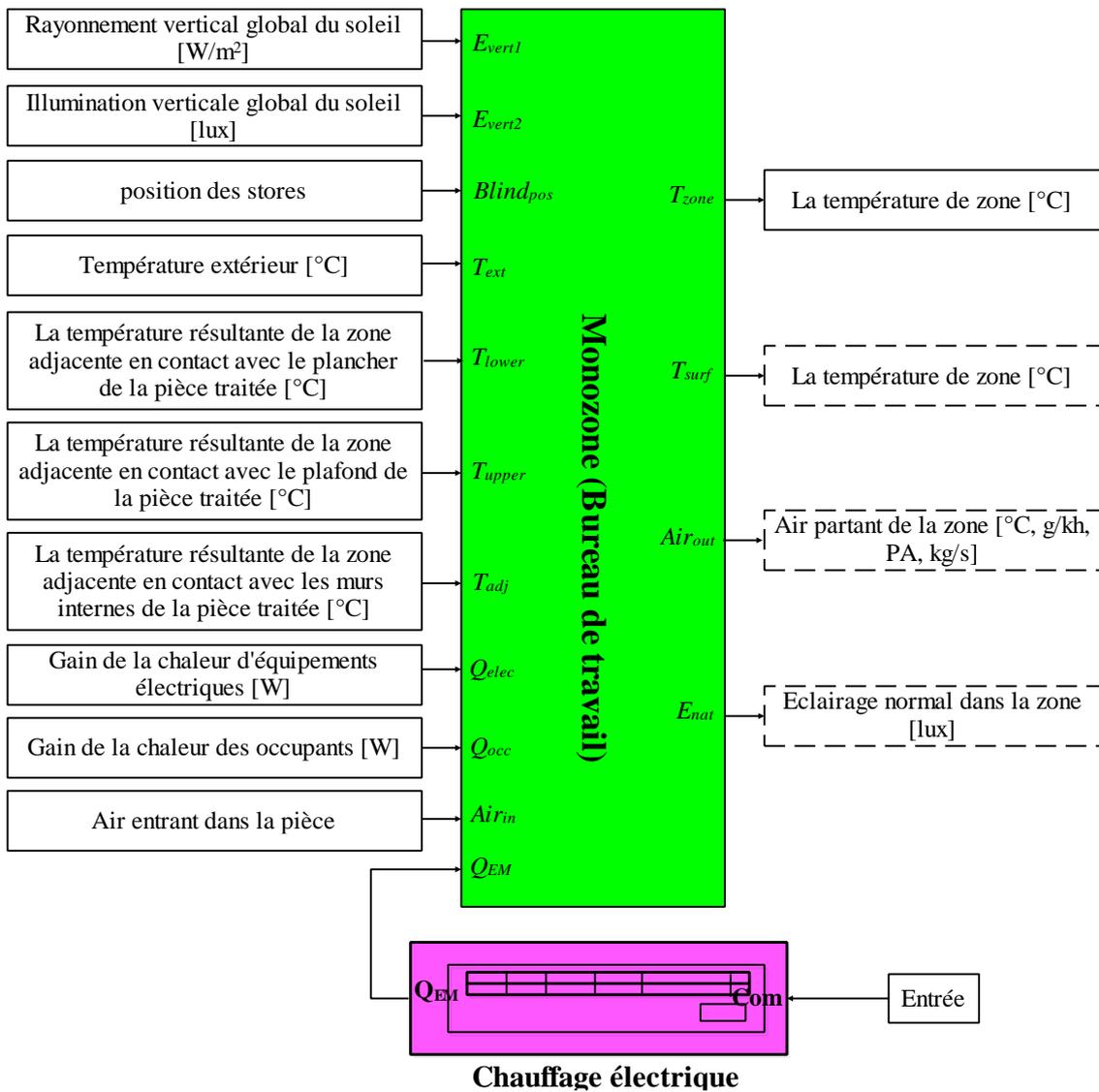
C'est un modèle du premier ordre d'un réchauffeur électrique, il comporte des entrées, des sorties et des paramètres qui sont définis comme suit [61].

### 1. Entrée :

- $COM$ : signal de commande normalisé varie entre 0 et 1 pour contrôler le flux de chaleur  $Q_{EM}$ , où 1 correspond à la puissance nominale de réchauffeur.

### 2. Sorties :

- $Q_{EM}$  : flux de chaleur distribué à la pièce [ $W$ ].
- $P_{elec}$  : elle nous informe sur la consommation électrique du réchauffeur [ $W$ ].



**Figure I.8 :** Modèle de la pièce utilisée avec le réchauffeur électrique

### I.6.3.2. Description du modèle de bâtiment multizone

Les différentes entrées et sorties du modèle de bâtiment multizone sont illustrées dans la figure I.9 et leurs définitions sont données ci-dessous [13].

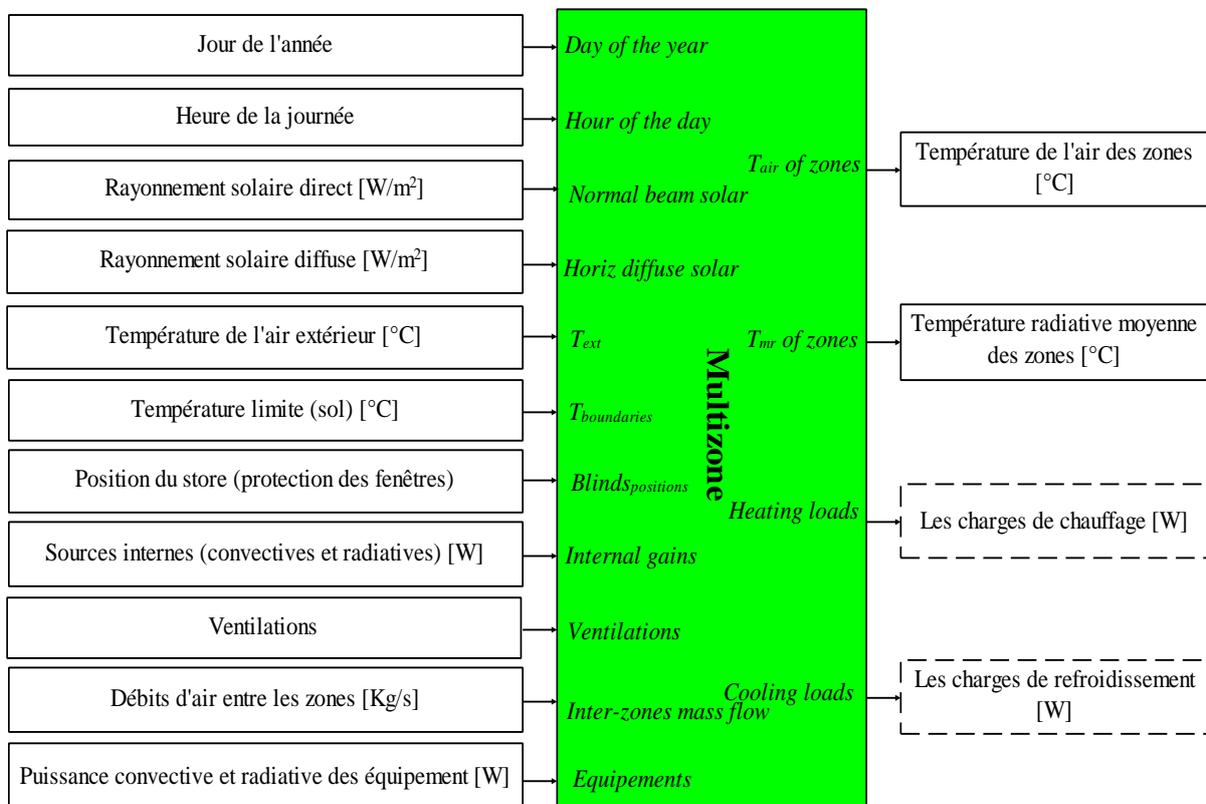
#### 1. Entrées

- 1) Les cinq premières entrées du modèle constituent des données fournies par les fichiers météorologiques.
- 2)  $T_{boundaries}$  : la température limite [ $^{\circ}C$ ], représente la température de contact du plancher bas avec le sol. La valeur de cette température est fixée à  $10^{\circ}C$ .
- 3)  $Blinds_{positions}$  : la position des fenêtres.

- 4) *Internal gains* : les apports de chaleur internes (des occupants et des équipements électriques). Pendant les périodes d'occupation, l'apport des équipements est considéré égal à  $10\text{W/m}^2$ , il est de même considéré égal à  $80\text{W}$  pour chaque occupant.
- 5) *Ventilations* : le renouvellement de l'air de chaque pièce du bâtiment.
- 6) *Inter – zones mass flow* : les débits d'air entre les zones du bâtiment. Le débit d'air frais entrant dans les zones occupées est égal à  $20\text{m}^3/\text{h}/\text{pers}$ . Les différentes valeurs mentionnées précédemment sont des valeurs proposées par défaut par SIMBAD et elles représentent des bonnes approximations pour les valeurs rencontrées dans la pratique.
- 7) *Equipements* : la puissance de chauffe fournie par le chauffage, dans ce cas, sont des convecteurs électriques.

## 2. Sorties

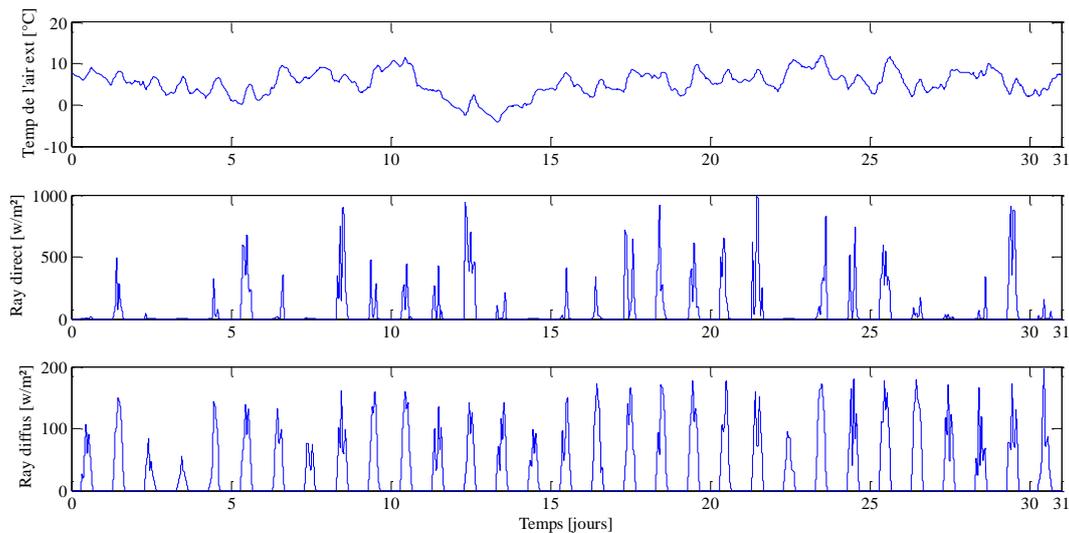
- 1)  $T_{air}$  of zones : les températures de l'air de chacune des zones [ $^{\circ}\text{C}$ ].
- 2)  $T_{mr}$  of zones : les températures radiatives moyennes [ $^{\circ}\text{C}$ ] (calculées en fonction des températures des surfaces intérieures des parois).
- 3) *Heating loads* : les charges de chauffage [W].
- 4) *Cooling loads* : les charges de refroidissement [W].



**Figure I.9** : Modèle de bâtiment multizone

### I.6.3.3. Conditions météorologiques

Les bâtiments virtuels considérés dans les simulations présentées tout au long de cette thèse sont situés à Rennes, en France. Les données météo utilisées pour simuler l'environnement dans lequel sont placés les immeubles retracent les conditions climatiques mesurées à Rennes. La figure I.10 illustre l'évolution des trois perturbations extérieures prises en compte par le modèle : la température de l'air extérieur, le rayonnement solaire direct et diffus, pour le mois de janvier. Les trois signaux sont échantillonnés avec un pas de temps de 1 heure.



**Figure I.10 :** Conditions climatiques mesurées pour la ville de Rennes, en janvier : température de l'air extérieur, rayonnement solaire direct et rayonnement solaire diffus

### I.6.4. Facteurs influant sur la quantité d'énergie dépensée par le poste de chauffage

Les facteurs qui influencent sur la quantité d'énergie fournie par le chauffage dans un bâtiment sont décrits ci-dessous [62].

1. **Le climat** : est le facteur le plus important agissant sur la demande du chauffage dans un bâtiment. Évidemment, plus il fait froid, plus le besoin en énergie pour le chauffage augmente.
2. **La géométrie du bâtiment** : joue un rôle non négligeable. Un rapport élevé volume/surface (une forme simple, de préférence un cube) induit une consommation plus faible du poste de chauffage, réduisant les pertes de chaleur à travers l'enveloppe.
3. **La performance thermique de l'enveloppe du bâtiment** : autrement dit, les valeurs de coefficients  $U$  (coefficient de transmission thermique, exprimé en  $W/m^2K$ ) des parois et des fenêtres. Plus les valeurs  $U$  des éléments de construction extérieurs sont faibles, moins il y aura de chaleur perdue par échange avec l'extérieur.

4. **La ventilation** : peut jouer un rôle clé, surtout en ce qui concerne les bâtiments à faibles besoins énergétiques ou les maisons passives. Pour réduire les pertes de chaleur, les systèmes de ventilation mécanique intégrant une récupération de la chaleur sont de plus en plus utilisés.
5. **L'efficacité du système de chauffage** : la consommation énergétique totale d'un bâtiment dépend du rendement de transformation de l'énergie finale en chaleur.
6. **La méthode de contrôle** : le contrôle du système de chauffage joue à la fois sur le confort et la consommation énergétique. Ainsi, des écarts significatifs apparaissent entre les performances d'un système de chauffage contrôlé manuellement, un système piloté par une loi de commande simple (de type tout-ou-rien ou P/PI/PID), un système piloté par une loi commande avancée (de type prédictif par exemple) et un système piloté par une loi de commande intelligente (réseaux de neurones par exemple).
7. **Le mode de vie des occupants** : le mode de vie des occupants a un effet décisif sur la facture énergétique. La négligence et les mauvaises habitudes peuvent réduire sensiblement les avantages liés aux mesures de rendement énergétique présentes dans le bâtiment.
8. **Les apports de chaleur** : provenant des occupants ou des différents appareils électriques peuvent avoir un effet appréciable dans certaines situations (salles de théâtre, cinéma, écoles, etc.).

### I.6.5. Simulation du système en boucle ouverte

L'objectif de la simulation en boucle ouverte est d'observer la réponse du système de chauffage qui est la température ambiante de la pièce traitée par rapport au signal d'entrée (le flux de chaleur fourni par le chauffage) ainsi qu'aux variations des différents facteurs qui agissent sur le système. Un schéma de la simulation en boucle ouverte est représenté sur la figure I.11.



**Figure I.11** : Schéma de la simulation en boucle ouverte

Le tableau I.1 représente les différentes entrées agissant sur la température ambiante de la pièce pour deux cas (entrées fixes et entrées variables).

Pour le premier cas, on a considéré que le système ou le modèle comme étant un peu isolé où la lumière de soleil n'influe pas sur la pièce, pas de circulation d'air dans la pièce, pas de chaleur dégagée par les équipements électriques et les occupants.

Pour le deuxième cas, on a considéré que le système est exposé à tous les facteurs qui peuvent agir sur la température ambiante de la pièce. Le système est relié à la météo et par conséquent, on aura l'influence de la lumière du soleil, la variation de la température extérieure, des murs, du sol et du plafond, la pénétration d'air dans la pièce ainsi que les chaleurs dégagées par les équipements électriques et les occupants.

**Tableau I.1 :** Entrées du système utilisées

Entrées	1 <sup>er</sup> Cas (entrées fixes)	2 <sup>ème</sup> Cas (entrées variables)
$E_{vert1}$ [ $W/m^2$ ] et $E_{vert2}$ [ $lux$ ]	Pas de radiations et d'illuminations	Connectées à la météo
$Blind_{pos}$	Rideau fermé	1 ouvert la journée 0 fermé la nuit
$T_{ext}$ [ $^{\circ}C$ ]	[-4]	Connectées (variable)
$(T_{upper}, T_{lower}, T_{adj})$ [ $^{\circ}C$ ]	[18 18 18]	Connectées (variable)
$Q_{elec}$ [ $W$ ] et $Q_{occ}$ [ $W$ ]	Pas de chaleur dégagée par les équipements électriques et les occupants	Connectées (variable)
$Air_{in}$	Pas de circulation d'air dans la pièce	Connectées (variable)
Signal de commande	Dans l'intervalle [0,1]	Dans l'intervalle [0,1]

### A. Caractéristiques de la pièce (cas monozone)

Durant notre travail, nous avons pris l'exemple d'un bureau de 48 m<sup>3</sup>, occupé de 8h00 à 17h00, disposant d'un convecteur électrique dont sa puissance nominale vaut 1500W, d'autres paramètres de la pièce qu'on utilisera désormais dans la simulation sont représentés dans le tableau I.2.

**Tableau I.2** : Caractéristique de la pièce traitée (bureau de travail)

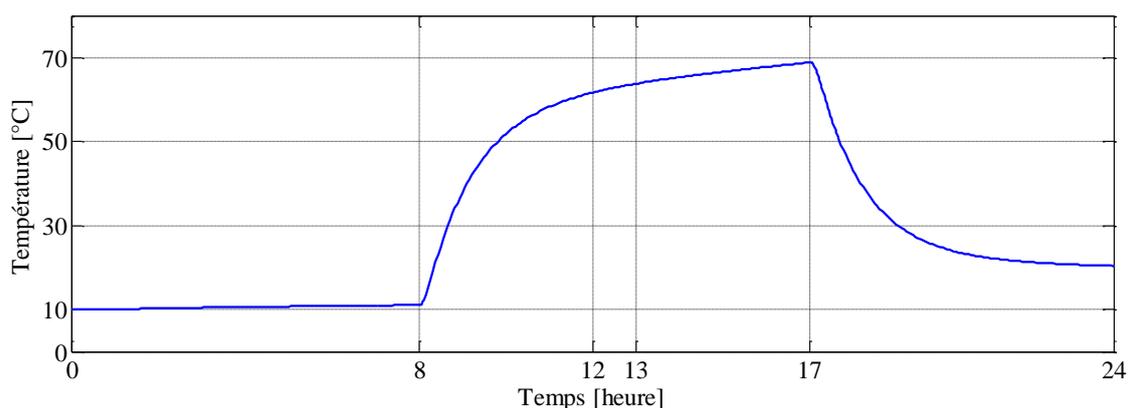
Désignation et facteur de transfert thermique	Dimension
Surface de la fenêtre	2 m <sup>2</sup>
Coefficients de transfert thermique des murs, sols et plafonds	[0.25 0.0001 0.25] W/m <sup>2</sup> /k
Température initiale	10 °C
Température de référence pendant l'occupation	19 °C
Nombre des occupants	2 personnes
Données météo	Rennes (région en France)
Équipement d'émission de chaleur par m <sup>2</sup>	1 W/m <sup>2</sup>
Apport d'air frais	40 m <sup>3</sup> /h/pers
Température extérieure moyenne	6.5 °C

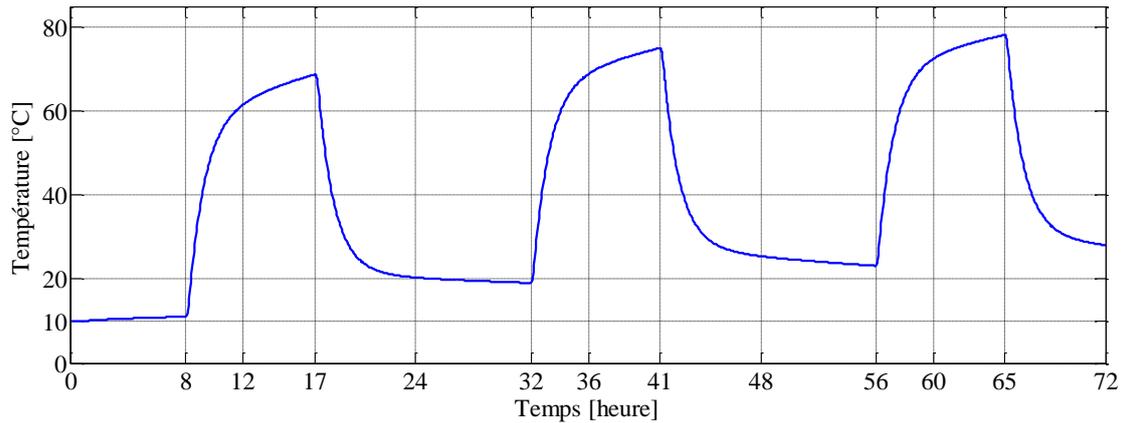
Les valeurs d'équipement d'émission de chaleur par m<sup>2</sup>, apport d'air frais et température extérieure moyenne sont des valeurs par défaut proposées par SIMBAD et représentent de bonnes approximations des valeurs rencontrées en pratique. Les données météorologiques utilisées retracent les conditions climatiques mesurées pour la ville de Rennes pendant la période d'hiver.

En boucle ouverte, le chauffage est activé durant la période d'occupation de 8h00 le matin à 17h00 le soir. Les résultats de simulation sont donnés par les figures I.12, I.13, I.14 et I.15.

## B. Résultats de simulation

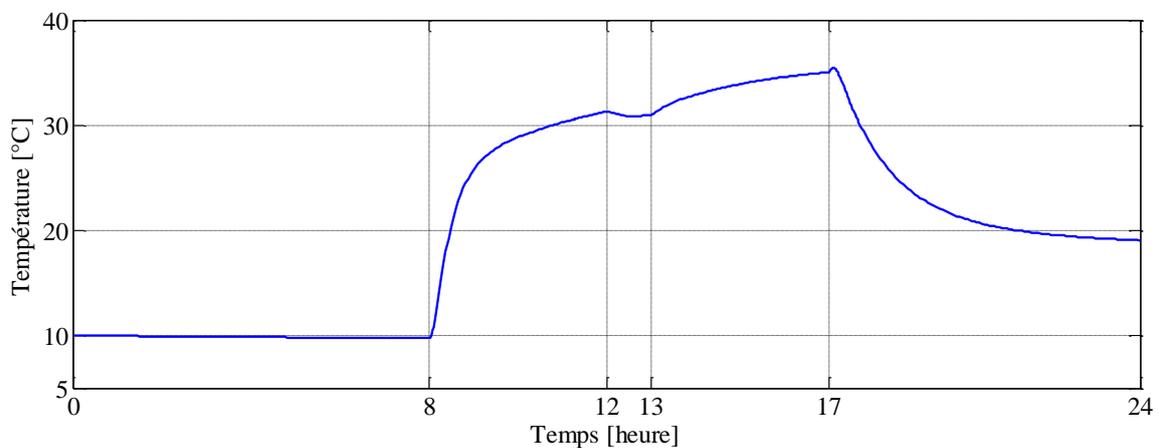
### 1) Premier cas (entrées constantes)

**Figure I.12** : Sortie du système en boucle ouverte (1 jour)

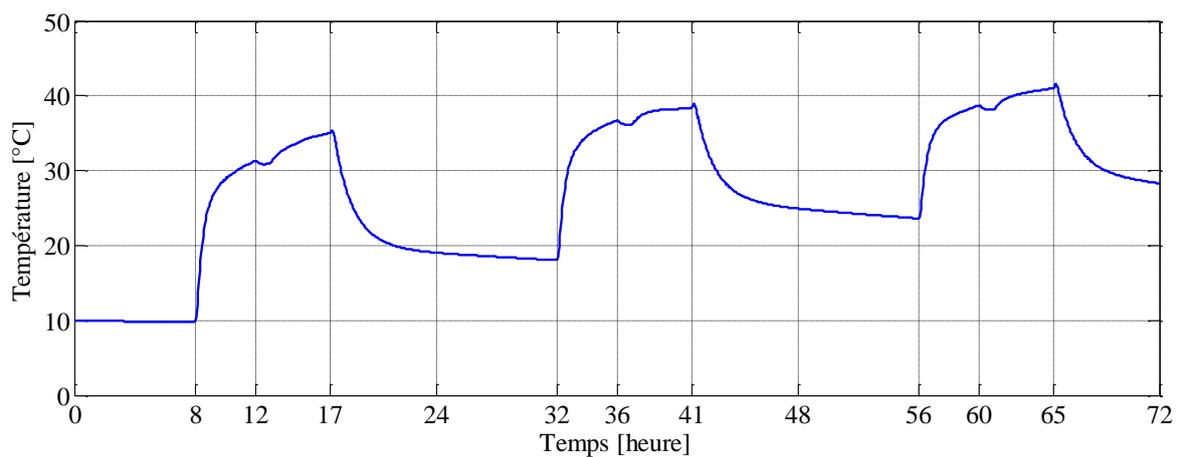


**Figure I.13 :** Sortie du système en boucle ouverte (3 jours)

## 2) Deuxième cas (entrées connectées)



**Figure I.14 :** Sortie du système en boucle ouverte (1 jour)



**Figure I.15 :** Sortie du système en boucle ouverte (3 jours)

D'après la figure I.12, on constate qu'à 8h du matin (l'heure d'activation du chauffage) la température initiale est égale à (10°C) et à partir de cette heure la température augmente jusqu'à

une valeur maximale de (69°C) à 17h. À partir de 17h, la courbe de la température diminue après l'arrêt du chauffage.

D'après la figure I.14, on voit que la température de la pièce atteint une valeur (32°C) à midi et ceci dû aux entrées variables qui dépendent de la température extérieure qui est reliée à la météo, après elle chute de (1°C) entre midi et 13h, est cela dû à l'absence des occupants. À partir de 13h elle continue d'augmenter jusqu'à une valeur maximale qu'est (36°C).

On remarque d'après les figures I.13 et I.15 (cas de 3 jours) que les courbes sont similaires à celle d'une seule journée répétée trois fois, mais avec une variation des températures ambiante de la pièce qui dépend de la température initiale.

Dans le but de réguler la température ambiante de la pièce avec la prise en compte des différentes perturbations, il est important de concevoir une technique de commande efficace afin d'atteindre les différents objectifs qui seront présentés dans la section suivante.

## **I.7. Objectifs de la commande**

Les différents objectifs du système de contrôle du chauffage dans un bâtiment sont définis ci-dessous :

- Nous voulons minimiser la consommation d'énergie et garantir le niveau de confort souhaité.
- Nous voulons réduire autant que possible les oscillations de température autour de la consigne.
- Nous cherchons à réduire autant que possible les oscillations de la commande pour éviter d'endommager le contrôleur.
- Nous voudrions un algorithme simple et rapide.

### **I.7.1. Indices de performance**

Pour vérifier l'efficacité de la méthode proposée et la comparer à d'autres méthodes, nous avons défini quatre indices de performance. Les deux premiers traduisent l'énergie consommée et le confort des occupants pendant la période d'occupation (8h00 et 17h00) [59]. Les deux derniers n'ont pas un impact direct sur la consommation ou le confort, mais sont également importants d'un point de vue stabilité. Ils mesurent les phénomènes oscillatoires de la température et l'aspect continu de la commande.

Les quatre indices sont donnés comme suit.

1. **Indice de consommation** qui représente l'énergie consommée pendant la période d'activation du chauffage :

$$I_{cons} = \int_{t_0}^{t_f} P(t) dt \quad [kWh] \quad (I.1)$$

avec  $[t_0 - t_f]$  est la période d'activation du chauffage.

2. **Indice de confort** pénalise l'écart entre la température de la pièce et la température de référence, mais uniquement lors des périodes d'occupation de la pièce :

$$I_{conf} = \int_{t_1}^{t_f} |T_{ref}(t) - T_{amb}(t)| dt \quad [°Ch] \quad (I.2)$$

avec  $[t_1 - t_f]$  est la période d'occupation.

3. **Indice de stabilité de la température.** Il mesure les oscillations de température et se construit à partir des écarts entre les maximums locaux de la température de la pièce et de la température désirée durant la période d'occupation :

$$TSI = \sum_{\text{période d'occupation}} (\text{localmax}(|T_{amb}(t) - T_{ref}(t)|)) \quad [°C] \quad (I.3)$$

4. **Indice de stabilité de la commande** correspond à une moyenne pondérée de la variation de commande, et dépend de la période d'échantillonnage  $T_s$  :

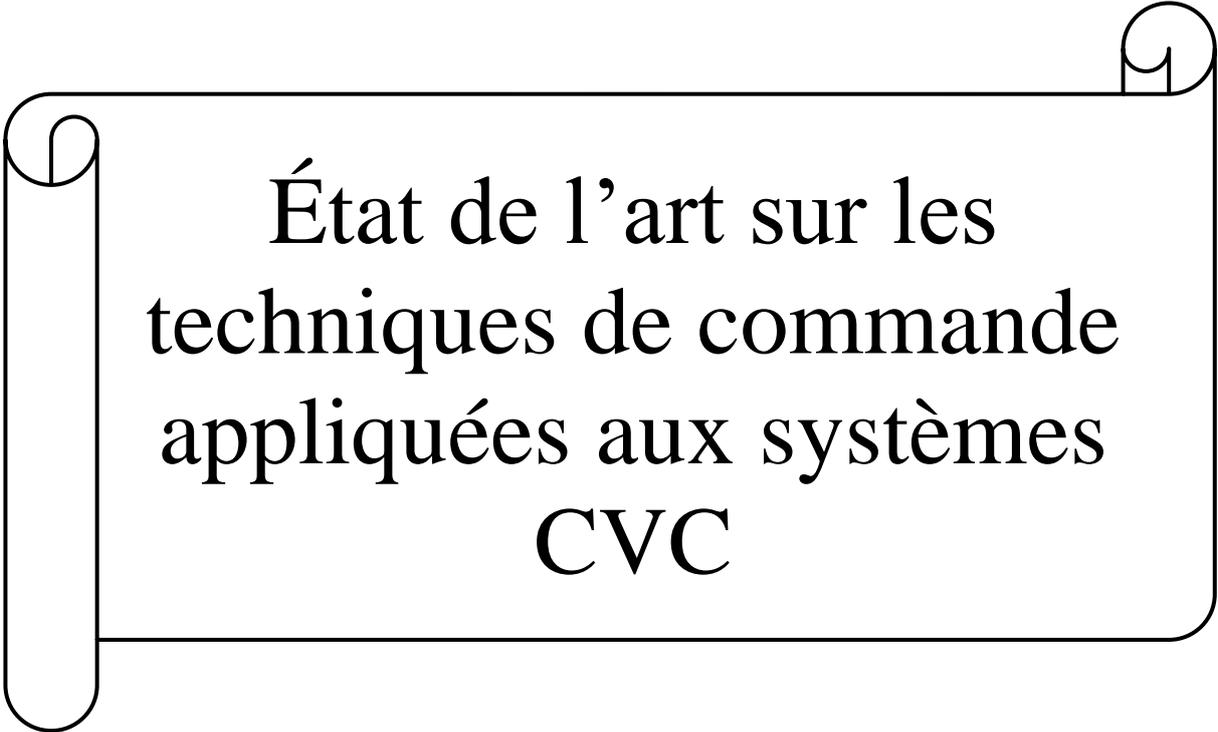
$$CSI = \frac{\text{mean}(|u(t+1) - u(t)|)}{T_s} \quad (I.4)$$

## I.8. Conclusion

L'étude du chauffage bâtiment est très importante dans le but rendre la vie des occupants plus confortable et de réduire la consommation d'énergie.

La simulation en boucle ouverte de ce système, nous a permis de constater que plusieurs paramètres peuvent influencer sur la température ambiante de la pièce qui est soumise aux divers facteurs soient climatiques, géométriques, etc. Pour atteindre les quatre objectifs cités, plusieurs techniques de commande ont été utilisées et feront l'objet du prochain chapitre.

## CHAPITRE II



État de l'art sur les  
techniques de commande  
appliquées aux systèmes  
CVC

## **II.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous présenterons les différentes techniques de commande utilisées pour la régulation thermique des bâtiments, ces techniques sont principalement : les techniques classiques, avancées, intelligentes et hybrides. Cet aperçu sur les systèmes de contrôle actuels permet d'avoir une compréhension globale sur ces techniques et quelques-unes de leurs applications, tout en fournissant des informations pour une conception adéquate des systèmes de régulation.

## **II.2. Stratégies de contrôle de la température et de l'énergie dans les systèmes CVC**

Au cours des dernières années, de nombreux travaux de recherche sur l'efficacité énergétique des bâtiments ont été publiés [63-65]. L'objectif principal de la plupart est de concevoir des stratégies de contrôle capables de maximiser le confort des occupants, de minimiser les coûts de consommation d'énergie, et de garantir les exigences d'utilisation des occupants et les contraintes des systèmes énergétiques à l'intérieur du bâtiment.

De manière générale, les différentes techniques de contrôle appliquées à la gestion d'énergie dans les bâtiments peuvent être classées en quatre catégories principales : les techniques classiques, avancées, intelligentes et hybrides.

### **II.2.1. Techniques classiques**

Au début du XXe siècle (ou 20<sup>ème</sup> siècle), le contrôle classique des systèmes de chauffage bâtiment a été révolutionné avec la mise en place du thermostat, l'un des composants du régulateur de température en association avec un amplificateur et un mécanisme pour actionner les commutateurs ou les vannes [66]. Dans les paragraphes suivants, nous présentons brièvement les principales commandes utilisées pour contrôler les différents systèmes CVC.

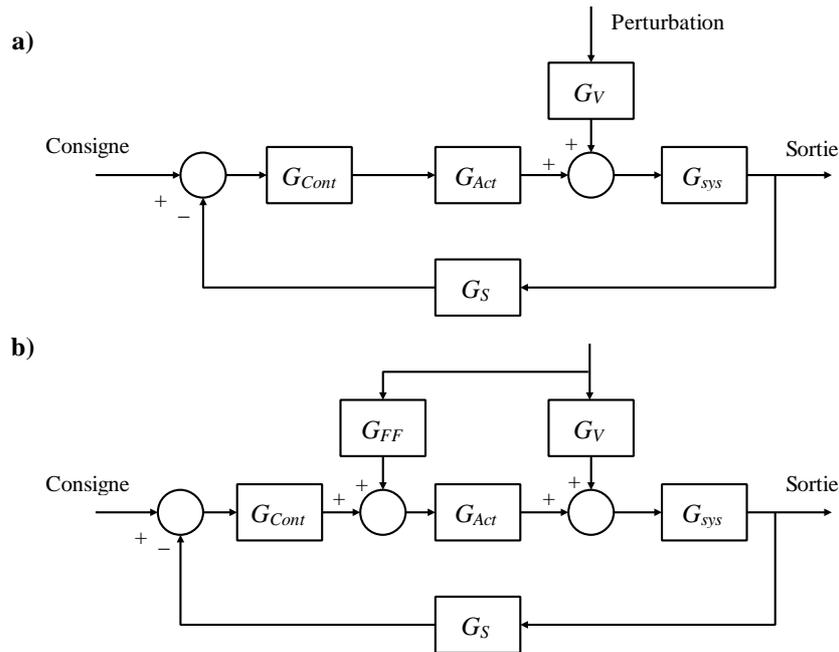
#### **II.2.1.1. Contrôle feed-forward & feedback**

La plupart des systèmes de contrôle de bâtiment sont des systèmes de type feedback, de sorte que le calcul du signal de commande est basé sur la mesure de la sortie commandée. Un système feedback général est décrit dans la figure II.1a [67]. Ce système a un certain nombre d'avantages bien connus, ce qui explique son utilisation intensive même dans les applications industrielles d'aujourd'hui. Deux avantages importants sont : une meilleure atténuation des perturbations de processus à basse fréquence et une meilleure robustesse par rapport aux systèmes sans feedback.

Il est également connu que le rejet des perturbations de processus peut souvent être assuré en utilisant un contrôle feedback en combinaison avec un contrôle dit feed-forward à partir des perturbations mesurables [68]. En particulier, le contrôle feed-forward peut souvent gérer les perturbations aux fréquences élevées mieux que le contrôle Feedback seul. Un système comportant à la fois un feedback et un feed-forward à partir d'une perturbation mesurable est décrit dans la figure II.1b [67].

Dans les systèmes de régulation CVC, le contrôle feed-forward est souvent utilisé pour compenser les variations des températures extérieures. En effet, la régulation feed-forward permet d'éliminer une perturbation avant qu'elle n'affecte effectivement le signal de sortie d'un processus. Par exemple, supposons que la température extérieure diminue soudainement lors du contrôle de la température dans un bâtiment utilisant un système de contrôle feedback ordinaire, en raison de l'inertie des éléments de construction, il faudra un certain temps avant que la diminution de la température extérieure ne résulte en une diminution de la température intérieure [68]. A la fin, le régulateur va réagir à cette réduction de la température extérieure. Mais cela pourrait prendre un bon bout de temps avant que l'équilibre énergétique dans le bâtiment ne soit récupéré et avant que la température de consigne désirée ne soit atteinte de nouveau.

Parfois le rayonnement du soleil et d'autres perturbations (nombre d'occupants dans une pièce, température dans les pièces adjacentes, ouverture et fermeture des fenêtres... etc.) sont également mesurés et utilisés comme signaux de commande feed-forward. Dans le futur, on pense que l'utilisation des signaux feed-forward dans les systèmes de régulation automatisés dans les logements sera grandement simplifiés, puisque de nombreux bâtiments seront alors "des bâtiments intelligents", équipés de réseaux de communication distribués et de régulateurs flexibles et intelligents [69, 70]. Il sera alors beaucoup plus facile de connecter de nouveaux transducteurs de mesure à un système existant, et d'utiliser les signaux de mesure de ces capteurs dans le calcul des signaux de commande.



**Figure II.1 :** (a) Système de régulation feedback général (b) Système de régulation avec feed-forward –  $G_{Cont}$ ,  $G_{Act}$ ,  $G_V$ ,  $G_{Sys}$ ,  $G_S$  et  $G_{FF}$  sont les fonctions de transfert pour le contrôleur, l'actionneur, la perturbation, le bâtiment, le capteur et le compensateur feed-forward, respectivement.

### II.2.1.2. Thermostats

Un élément commun à la plupart des systèmes de régulation de température est le thermostat qui contrôle le système de chauffage ou de refroidissement en fonction de la référence et des conditions actuelles. Généralement, la stratégie de contrôle des thermostats est proportionnelle (P), ce qui fait que le signal de commande (par exemple l'ouverture d'une vanne de commande) est proportionnel à l'écart de régulation. Les principaux composants d'un thermostat sont : le capteur pour mesurer la température dans l'environnement souhaité, un interrupteur / actionneur pour mettre en marche ou en arrêt l'équipement de chauffage ou de refroidissement, la boucle de feedback pour trouver l'offset et décider le temps de marche/arrêt et l'interface utilisateur pour afficher les conditions actuelles [71].

Dans [67], la possibilité d'améliorer la performance de régulation et d'économiser l'énergie par des thermostats avec compensation feed-forward qui emploient les signaux de perturbations intérieures mesurables est discutée. Au moyen d'un certain nombre de simulations sur la base d'un modèle d'espace d'états identifié pour un petit logement, il est démontré qu'un tel thermostat aboutit souvent à une réduction de la consommation d'énergie ainsi qu'à une amélioration des performances de régulation. Cependant, la performance du nouveau thermostat dépend de la fréquence des perturbations. Il est également abordé le matériel nécessaire pour mettre en œuvre le thermostat, la façon de mesurer les perturbations à

l'intérieur et de calculer la fonction de transfert du compensateur feed-forward dynamique. Aujourd'hui, il y a de nombreux thermostats qui sont plus développés que les anciens. Parfois, ils sont construits autour d'un microcontrôleur embarqué pour le traitement de l'information, ce qui permet d'introduire un certain nombre de nouvelles fonctions dans le thermostat et permet également d'apporter un certain nombre d'améliorations en rapport à la stratégie du régulateur utilisé dans le thermostat [67].

### II.2.1.3. Régulateurs tout ou rien et PID

Les régulateurs Tout ou Rien (TOR) et les régulateurs PID sont les deux principaux régulateurs classiques les plus souvent utilisés dans les bâtiments. Ils sont caractérisés par une structure simple et un faible coût initial, ce qui les rend très utilisés dans les systèmes CVC dans les bâtiments commerciaux et résidentiels. Pourtant, le coût de maintenance des actionneurs est très élevé et l'efficacité énergétique est faible pour ces deux mécanismes [72].

Les deux régulateurs sont des mécanismes de contrôle à rétroaction, qui détermine l'erreur, qui est la différence entre la variable mesurée et la valeur de consigne désirée, et ajuste le signal de commande à partir de cette valeur. La régulation TOR est un type de régulation qui ne prend en compte que les entrées binaires, le thermostat en est un exemple bien connu. Cependant, trois termes distincts sont utilisés dans la régulation PID : le terme Proportionnel (P) qui se rapporte à la compensation actuelle (offset), le terme Intégral (I) qui dépend de l'accumulation des erreurs passées et le terme Dérivé (D) qui prédit les compensations futures (offset) basées sur le taux de variation actuel du processus. Un signal de commande est émis sur la base de la somme pondérée de ces trois actions. L'effet distinct de ces trois termes est la raison la plus importante de la survie du mécanisme de régulation PID. Il est également un facteur clé dans l'évolution des approches modernes de régulation.

Il pourrait être bénéfique pour certaines applications de ne mettre en œuvre qu'une ou deux actions parmi les trois en fixant les autres paramètres à zéro. Les régulateurs P et PI sont les deux algorithmes de contrôle les plus utilisés. La dynamique des processus thermiques dans un bâtiment est généralement de réponse lente. Par conséquent, la commande proportionnelle peut être engagée dans la régulation de température d'un bâtiment avec une bonne stabilité et un offset faible et raisonnable. Le terme dérivé contribue aussi à lutter contre les variations brusques de la température désirée [72].

Bien qu'il y ait un certain nombre d'avantages dans l'utilisation de la commande PID, comme la simplicité de mise en œuvre, elle peut ne pas être la régulation la mieux adaptée pour

les bâtiments vu qu'elle ne peut pas gérer certaines situations. Dans les bâtiments, l'interaction thermique entre les zones conduit à un comportement multi-variable. Cependant le régulateur PID standard est de nature mono-variable, pour un système avec une seule entrée une seule sortie (souvent abrégé par SISO, de l'anglais Single Input Single Output) lors de l'analyse, ce qui peut mener à des écarts inacceptables. Comme ces régulateurs fonctionnent avec une faible efficacité énergétique, ils peuvent ne pas convenir à un fonctionnement à long terme [72].

Notons que dans [67], les résultats de simulation ont montré qu'un régulateur TOR avec zone morte est plus efficace qu'un régulateur PID, lorsque seul le chauffage ou le refroidissement est contrôlé. Pourtant dans ces deux cas, le régulateur P a fourni la plus petite variation de température moyenne.

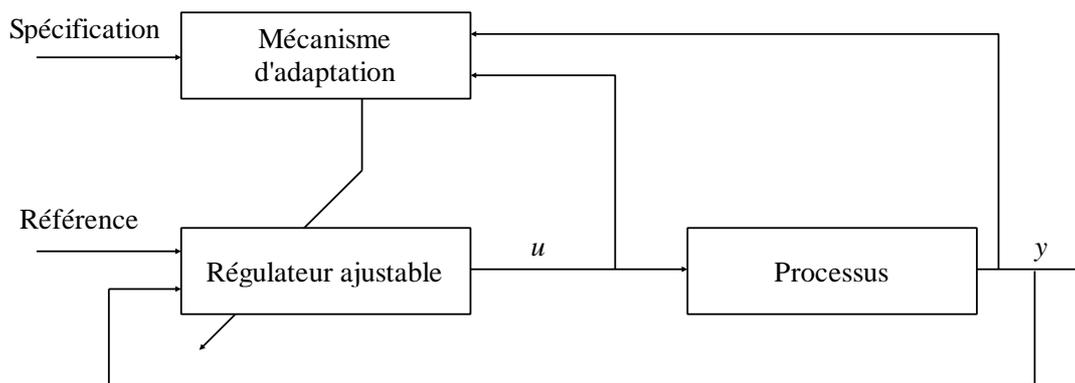
## II.2.2. Techniques avancées

Les méthodes classiques peuvent être appliquées au contrôle de la température avec certaines limitations. En effet, elles sont faciles à régler pour les systèmes SISO, mais difficile, voire impossible de les régler pour les systèmes à entrées multiples et sorties multiples (souvent abrégé par MIMO, de l'anglais Multiple Input Multiple Output). Les régulateurs classiques ne permettent pas de contrôler les dynamiques d'ordre élevé et les retards significatifs sur la réponse du système. Donc, ces limitations peuvent être levées grâce aux stratégies dites «avancées» qui utilisent généralement un modèle dynamique du processus à contrôler et présentent des caractéristiques non linéaires [73]. Comme les systèmes CVC sont non linéaires, ces stratégies sont très utilisées dans la régulation des bâtiments [72]. Dans cette section, nous décrivons trois approches différentes des stratégies de contrôle avancé appliquées à la régulation thermique dans les bâtiments.

### II.2.2.1. Régulation adaptative

La régulation adaptative est un type spécifique de système de commande non linéaire applicable aux processus dont la dynamique change dans des conditions normales de fonctionnement soumises à des perturbations. Ces types de systèmes contrôlent les processus en boucle fermée et les informations sur les caractéristiques du système sont obtenues en temps réel lorsque le système est en fonctionnement. Dans le cas où les paramètres du modèle dynamique du processus ne sont pas connus et/ou varient dans le temps, le système de régulation adaptative peut toujours atteindre ou maintenir le niveau de performance souhaité [74]. Les systèmes de contrôle classiques utilisent une rétroaction pour rejeter l'effet des perturbations sur les variables commandées. Cependant, ils ne déterminent pas la performance

du système de commande. Au lieu de cela, le système de contrôle adaptatif mesure un indice de performance (PI) particulière du système de commande en utilisant les entrées, les états, les sorties et les perturbations connues. Le système de contrôle adaptatif peut être interprété comme un système de rétroaction dans lequel la variable contrôlée est l'indice de performance (PI) [74]. La boucle de rétroaction principale gère les variations du signal de processus et la boucle de rétroaction secondaire gère les changements des paramètres du processus, ce qui fait que la régulation est adaptative. Le schéma de base de la régulation adaptative est présenté dans la figure II.2 [74].



**Figure II.2 :** Schéma de base de la régulation adaptative

Dans [75], une régulation feed-forward adaptative pour un habitat de quatre pièces est utilisée. Il est indiqué que l'efficacité énergétique peut être ajoutée en ajustant dans la fonction d'optimisation la température cible de la zone en fonction des préférences de l'utilisateur et de la consommation de l'énergie.

### II.2.2.2. Régulation prédictive

La mise en œuvre d'un contrôle prédictif MPC, pour la régulation des systèmes CVC, peut permettre de réaliser des économies d'énergie. D'autres avantages peuvent être apportés tels que la robustesse face aux perturbations et aux changements, l'amélioration de la réponse au régime permanent, le contrôle multi variable, la prédiction des actions de commande futures et de nombreux autres avantages [76, 77]. Toutefois, la décision de mettre en œuvre de la commande prédictive pour un bâtiment particulier dépend de la durée de retour d'investissement [78]. L'identification du modèle est le point de blocage de l'ensemble de la procédure d'application du MPC, et il n'y a pas d'exigences rigoureuses sur la structure du modèle. Les trois types peuvent être utilisés : « boîte noire », « boîte grise » et « boîte blanche » [78]. Les modèles de type « boîte blanche » basés sur des lois de la physique sont utilisés dans les MPC, sont souvent analogues aux réseaux électriques RC. Il s'agit de modèles dynamiques

de premier ordre réalisés à partir de la capacité et la résistance thermique localisées du bâtiment. Cependant, trouver le premier modèle principal pourrait prendre beaucoup de temps pour les bâtiments à structures complexes. En revanche, les modèles pilotés par les données ajustent les fonctions mathématiques linéaires et non-linéaires aux données mesurées du système CVC. Ils peuvent être développés par l'utilisation de réseaux de neurones artificiels, la logique floue, les machines à vecteurs de support (SVM), les modèles statistiques : autorégressifs (AR), autorégressifs exogènes (ARX), autorégressifs à moyenne mobile (ARMA), autorégressifs exogènes à moyenne mobile (ARMAX), ... etc.

La précision des modèles basés sur données dépend de la qualité des données mesurées. Par conséquent, les mesures doivent avoir une haute précision, un faible bruit et une fréquence d'échantillonnage appropriée en fonction de la dynamique du processus [77]. En général, toutefois, la précision des modèles basés sur les données est élevée par rapport aux modèles basés sur la physique. Dans [79], des stratégies de gestion prédictive des systèmes de chauffage ou de climatisation sont abordées. Les méthodes d'optimisation proposées (méthode qui repose sur la minimisation des pics de consommation, le maintien du confort de la température intérieure et la minimisation des coûts de consommation) sont qualifiées de prédictives car, à travers la prévision des consommations déterminées par la méthode des réseaux de neurones, les stratégies de fonctionnement optimal des charges sont mises en œuvre en respectant la valeur de puissance maximale autorisée et le confort thermique.

### II.2.2.3. Régulation optimale

Récemment, l'application de la régulation optimale dans les bâtiments pour améliorer le confort et réduire la consommation de l'énergie suscite un intérêt croissant. Ce double objectif peut être atteint en minimisant la fonction de coût [80]. La technique de régulation optimale pourrait être basée sur les modèles de type «boîte blanche», «boîte grise» ou «boîte noire» [81]. Selon [82], les modèles de type «boîte grise» sont bien adaptés à l'optimisation, car ils s'exécutent rapidement et sont soumis aux contraintes.

Dans [83] une stratégie de contrôle optimale est proposée pour contrôler le système CVC pour maintenir l'environnement intérieur du bâtiment avec une efficacité énergétique élevée. La stratégie de contrôle a utilisé l'intelligence des essaims pour déterminer la quantité d'énergie envoyée à chaque équipement du système CVC. Afin d'étudier l'impact des opérations du système CVC dans l'environnement intérieur, le modèle de bâtiment et les modèles

d'équipement CVC sont développés. Une étude de cas est réalisée pour simuler le processus de contrôle en temps réel dans un environnement de bâtiment spécifié.

Une approche de commande optimale basée sur un modèle construit à partir de l'historique des données du bâtiment et des données de conditions météorologiques est exploitée pour la prédiction la charge thermique du bâtiment. Ce modèle est ensuite utilisé par des stratégies d'optimisation du chauffage et du refroidissement qui visent à réduire la consommation énergétique totale du bâtiment tout assurant un bon confort thermique intérieure souhaité [84, 85].

### **II.2.3. Techniques intelligentes**

Les techniques intelligentes forment une classe de techniques de commande construites sur diverses approches d'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques. Cette nouvelle génération de contrôle permet un contrôle simple, adaptatif et performant, sans avoir recours à un modèle mathématique du processus. Leurs performances sont en général comparées à celles des régulateurs classiques, et leur supériorité réside principalement dans le fait que des connaissances supplémentaires sur le comportement du système (exprimées dans le langage naturel - logique floue ou assimilées par des méthodes d'apprentissage réseaux de neurones) ou un certain degré d'optimalité (algorithmes génétiques) sont prises en compte. Ces méthodes sont appliquées à la régulation thermique dans les bâtiments depuis les années 1990, dont la plupart des travaux sont cités dans l'article [86]. Dans cette section, nous décrivons ces techniques et quelques-unes de leurs applications.

#### **II.2.3.1. Réseaux de neurones**

Comme leur nom l'indique, les réseaux de neurones artificiels (souvent abrégé par ANN, de l'anglais Artificial Neural Networks) essayent de copier la structure du neurone biologique. Le neurone est un système de traitement d'information, caractérisé par un nombre important d'entrées et une seule sortie. Ces réseaux sont souvent utilisés pour résoudre des problèmes de classification et de reconnaissance. Leur fonctionnement est fondé sur des algorithmes d'apprentissage, qui leur font mémoriser et classer les données. Ils ont été employés dans le domaine de la thermique des bâtiments pour résoudre divers problèmes.

Ils ont été mis en place pour définir la notion de confort thermique [87], lorsque le calcul de l'indice PMV n'est pas possible. Une expérimentation dans une pièce climatisée a été réalisée pour prouver l'efficacité de la méthode. Par extension, l'évaluation du confort

thermique individuel est traitée dans [88, 89]. En outre, dans [89], une structure de contrôle mixte est proposée, qui comprend également une méthode d'apprentissage pour établir la zone de confort thermique selon la demande des utilisateurs, avec une stratégie de contrôle à puissance minimale dans le but de réduire la consommation d'énergie.

Les réseaux de neurones artificiels sont également utilisés pour modéliser le comportement thermique et énergétique d'une enceinte, modélisation qui peut être employée par exemple pour avoir une prévision de la température dans une serre, ou la prédiction de la consommation énergétique d'un bâtiment solaire passif à zone unique dont les méthodologies sont détaillées respectivement dans [90] et [91].

Étant donné que les systèmes CVC sont dynamiques et non linéaires, il est également courant d'utiliser des régulateurs basés sur les réseaux de neurones dynamiques, tel est le cas dans [92], où un réseau de neurones dynamique basé sur l'idée d'auto-régression non linéaire avec entrée externe (NARX) est utilisé pour modéliser et contrôler un système CVC. Ils sont aussi employés pour modifier en ligne les trois paramètres du PID d'un régulateur de climatisation [93] afin d'améliorer les performances de régulation. Une autre utilisation des réseaux de neurones a été proposée dans [94], pour calculer le moment optimal de déclenchement du chauffage, après une période d'inoccupation. Cet algorithme utilise comme variables d'entrée du réseau la température extérieure, la température intérieure et ses gradients.

### II.2.3.2. Logique floue

La logique floue (souvent abrégé par FL, de l'anglais Fuzzy Logic) est un type de contrôle intelligent qui exploite davantage la performance qualitative du cerveau humain. Le système flou est alors basé sur une connaissance préalable sur le processus. Cette connaissance s'exprime sous la forme d'un ensemble de règles, qui peuvent être exprimées de manière générale comme : «à telle situation convient tel comportement».

La modélisation en logique floue des systèmes ou composants de CVC permet de pallier l'absence de modèle mathématique du processus. Un tel exemple est présenté dans le cas d'un échangeur de chaleur dont la caractéristique n'est pas linéaire [95]. Dans ce travail, le modèle flou est utilisé pour prédire le comportement du système et appliquer ensuite un type de contrôle prédictif. Les auteurs utilisent un superviseur flou pour ajuster les paramètres du contrôleur. Dans [96], la logique floue est utilisée pour modéliser et identifier un système de climatisation, modèle qui sera ensuite utilisé comme modèle de commande.

La régulation floue a été adoptée dans divers travaux de recherche, par exemple, pour la régulation d'une chaudière [97], d'une climatisation [98]. Dans [99, 100], la logique floue est utilisée pour développer un schéma de contrôle pour la commande de l'éclairage et de la température dans les bâtiments. Un exemple intéressant est le contrôle d'un système de chauffage pour un bâtiment à énergie renouvelable présenté dans [101], où les auteurs proposent une structure de contrôle hiérarchisée à trois niveaux. Au premier niveau se trouve un arbre de décision qui définit un ensemble approprié de règles basées sur les informations disponibles sur les conditions extérieures et sur l'occupation. Le deuxième niveau de règles floues génère un profil de puissance optimale. Le troisième niveau détermine le mode de fonctionnement des équipements et les valeurs des variables de contrôle. Les nombreux travaux sur la modélisation et le contrôle de systèmes CVC, utilisant la logique floue, sont répertoriés dans un état de l'art très complet [102].

### II.2.3.3. Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques peuvent être employés pour optimiser le contrôle des systèmes CVC dans les bâtiments. Cette sorte de méthode appartient à la famille des algorithmes évolutionnistes. Les algorithmes génétiques sont une abstraction de la théorie de l'évolution, s'appuyant sur les principes de sélection de Darwin et sur les méthodes de combinaison de gènes. Ces algorithmes fournissent des bonnes performances à de faibles coûts surtout quand le problème d'optimisation comporte de nombreuses solutions acceptables [103].

Concernant la mise en œuvre des algorithmes génétiques, Yan et al [104] ont décrit comment cette méthode peut résoudre le problème de contrôle optimal de la source de refroidissement d'un système de climatisation, qui contient des variables de commande continues, mais aussi discrètes. L'optimisation du contrôle de la concentration de CO est décrite dans [105]. L'efficacité de la technique proposée est mesurée en termes d'économie d'énergie, en utilisant le logiciel EnergyPlus.

Dans [106], un critère d'optimisation pour un système complet de climatisation est développé, construit à travers des modèles mathématiques de chacun de ses éléments. En fonction des interconnexions entre ces sous-systèmes et des caractéristiques des opérations, le problème d'optimisation est simplifié, afin de le résoudre par l'algorithme génétique développé dans [107].

#### II.2.4. Techniques hybrides

Les régulateurs hybrides sont obtenus par la combinaison des stratégies intelligentes (FL et ANN) et les stratégies classiques ou avancées, telles que, l'utilisation des méthodes Fuzzy-PID et Fuzzy-PD adaptatives pour contrôler le confort thermique et la qualité de l'air intérieur [100]. Dans [108, 109], un modèle ANN-FL pour la régulation de la température intérieure est décrit. Un réseau neuronal autorégressif avec entrées externes est utilisé pour produire les prévisions de la température intérieure en utilisant comme entrées : la température extérieure, l'humidité relative, la vitesse du vent et les prévisions passées. Dans ce cas, la stratégie intelligente est utilisée à un niveau haut et l'autre stratégie est utilisée à un niveau bas de la structure de contrôle [77].

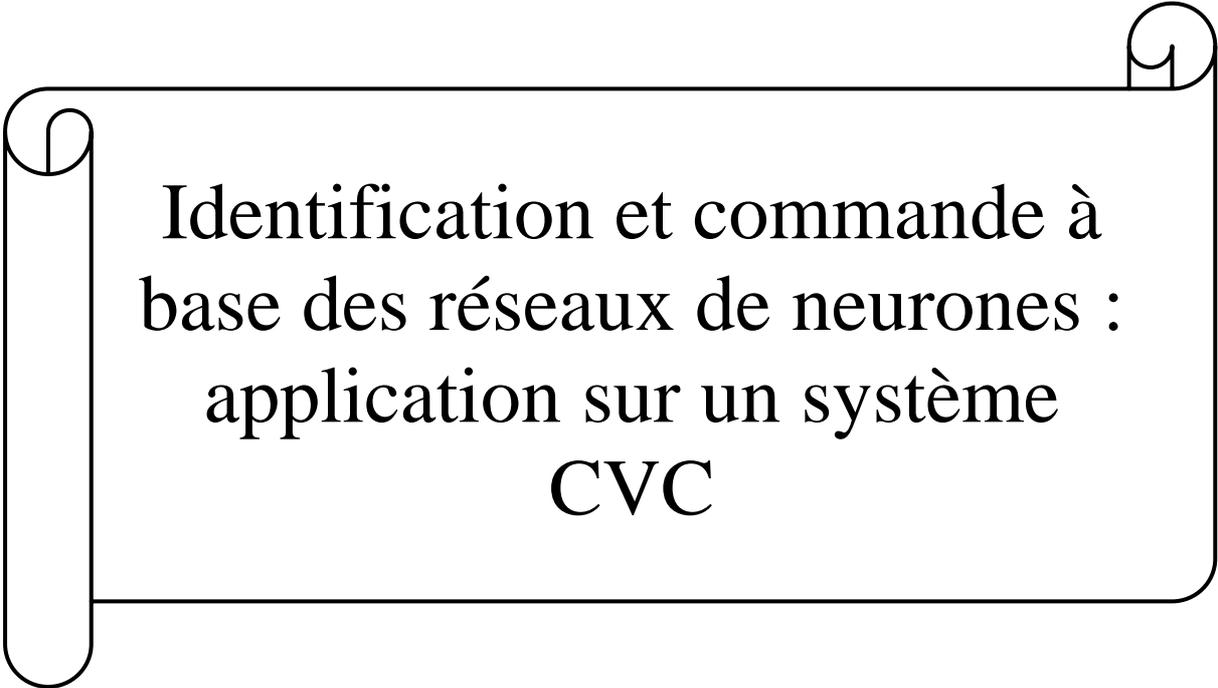
Dans [110, 111], un modèle ANN-FL pour la régulation de la température intérieure est décrit. Un réseau neuronal autorégressif avec entrées externes est utilisé pour produire les prévisions de la température intérieure en utilisant comme entrées : la température extérieure, l'humidité relative, la vitesse du vent et les prévisions passées.

Les différentes techniques présentées précédemment sont basées sur un seul contrôleur. Afin de surmonter les limitations de ces techniques, de faire face aux différentes perturbations et d'améliorer la réponse du système de chauffage (du point de vue de stabilité et de précision), nous avons proposé une stratégie de commande supervisée basée sur un ensemble de contrôleurs et de modèles pour la régulation des systèmes CVC qui fait l'objet du dernier chapitre.

#### II.3. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé des travaux sur les différentes techniques de commande utilisées pour la régulation thermique dans les bâtiments. Les techniques classiques peuvent être considérées comme non efficaces quand elles sont employées dans des systèmes de type MIMO comme les systèmes CVC et sont caractérisées par un coût d'entretien et une consommation d'énergie élevée. Les méthodes avancées et intelligentes peuvent être considérées comme des méthodes alternatives, qui ont reçu une attention particulière surtout pour la possibilité de les exploiter pour mettre à niveau les régulateurs traditionnels déjà existants. Le prochain chapitre est consacré à l'étude de l'utilisation des réseaux de neurones pour la régulation de chauffage dans un bâtiment.

## CHAPITRE III



Identification et commande à  
base des réseaux de neurones :  
application sur un système  
CVC

### **III.1. Introduction**

L'utilisation des réseaux de neurones (RN) pour l'identification et la synthèse des systèmes de commande a connu un essor important au cours de ces dernières années. Dans ce chapitre, nous décrirons quelques notions générales sur les réseaux de neurones. Ensuite, les deux grandes classes des réseaux de neurones seront présentées, à savoir les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux récurrents. Le problème d'apprentissage et l'ajustement des paramètres de ces structures sera également abordé. Enfin, on présentera une étude sur l'utilisation de ces réseaux de neurones pour la commande adaptative par modèle de référence du système de chauffage dans un bâtiment.

### **III.2. Bref historique sur les réseaux de neurones**

Le cerveau humain est un appareil de calcul très complexe qui reste inaccessible. Sa grande capacité de penser, de mémoriser et de résoudre les problèmes a inspiré les scientifiques, qui ont essayé de modéliser son fonctionnement.

Les réseaux de neurones sont apparus dans les années cinquante, mais n'ont reçu cependant un intérêt considérable qu'à partir des années 80 avec l'apparition de l'algorithme de rétro-propagation [112]. C'est leurs capacités d'apprentissage et d'approximation de fonctions qui leur ont procuré cet intérêt. Ils sont devenus un sujet intéressant dans les années 90 grâce à leurs applications pour résoudre des problématiques très différentes dans des domaines divers tels que la finance, la médecine, la production industrielle, etc.

Le succès croissant des réseaux de neurones peut s'attribuer à leurs puissances et leurs polyvalences. Les réseaux de neurones sont des techniques extrêmement sophistiquées de modélisation et de prévision, en mesure de modéliser des relations entre des données ou des fonctions particulièrement complexes.

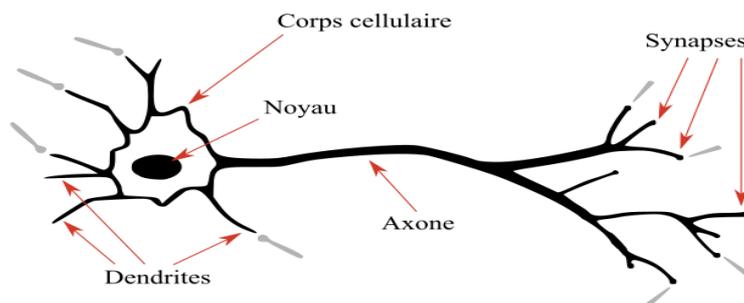
### **III.3. Réseaux de neurones**

Un réseau de neurones est un assemblage de constituants élémentaires interconnectés appelés neurones, qui réalisent chacun un traitement simple et fonctionnent indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble de ces neurones forme un système massivement parallèle avec des propriétés globales complexes. L'information est stockée de manière distribuée dans le réseau sous forme des coefficients synaptiques, il n'y a donc pas de zone de mémoire et de zone de calcul, l'une et l'autre sont intimement liées.

Un réseau de neurones est entraîné grâce à un mécanisme d'apprentissage. Les tâches particulièrement adaptées au traitement avec les réseaux de neurones sont : l'association, la classification, la prévision (ou l'estimation) et la commande de processus [110].

### III.3.1. Neurone biologique

De point de vue biologique, un neurone est une cellule spécialisée dans le traitement et la transmission de l'information, ce qui est reflété par sa morphologie très particulière (figure III.1). Il se compose d'un corps cellulaire, le soma, et d'expansions (les dendrites et l'axone). Les dendrites forment des ramifications qui rentrent en contact avec d'autres neurones, leurs rôles sont de recevoir des informations électriques ou chimiques. L'axone est un prolongement de la cellule, typiquement long de quelques millimètres, qui conduit un signal électrique jusqu'à son arborisation terminale, où il peut entrer en contact avec les dendrites d'autres neurones. La jonction axone-dendrite est appelée synapse.



**Figure III.1 :** Représentation schématique d'un neurone biologique

Les cerveaux biologiques sont des systèmes remarquables par leurs extrêmes parallélismes. Si un cerveau humain contient par exemple aux alentours de cent milliards de neurones [113], le nombre de synapses qui leur sont associées est estimé à un milliard [114]. La résultante moyenne des neurones biologique est ainsi de l'ordre de plusieurs milliers. Cette situation est très différente de celle des circuits électroniques numériques modernes, dans lesquels la résultante moyenne est de quelques fois l'unité seulement.

### III.3.2. Neurone formel

Un neurone formel est un automate très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. La première version de ce dernier est celle de McCulloch et W. Pitts en 1943. En s'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle du neurone formel qui se voit comme un opérateur effectuant une somme

pondérée de ses entrées suivie d'une fonction d'activation (ou de transfert) comme illustré dans la figure III.2.

La somme pondérée est donnée par :

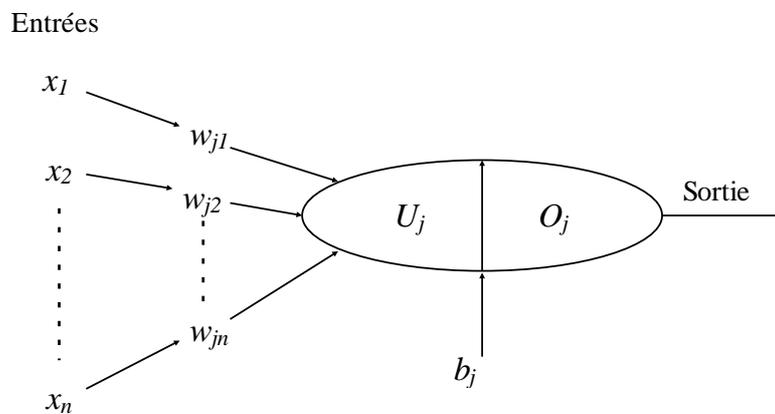
$$U_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + b_j \tag{III. 1}$$

où :  $x_i$  représente l'entrée  $i$  connectée au neurone  $j$ .

$b_j$  le seuil interne du neurone.

$w_{ji}$  désigne les poids de la connexion reliant l'entrée  $i$  au neurone.

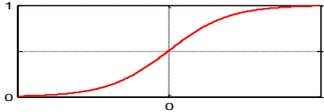
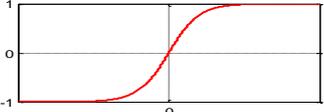
$O_j = f(U_j)$  est la sortie du neurone et  $f$  sa fonction d'activation.

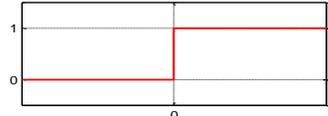
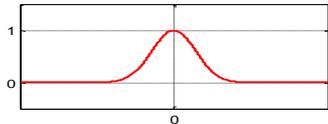
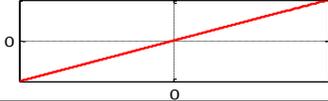


**Figure III.2 :** Modèle de base d'un neurone formel

La fonction d'activation de chaque neurone détermine ses caractéristiques. Conformément au neurone biologique, les fonctions d'activation sont généralement continues. Les fonctions les plus utilisées sont la fonction sigmoïdale logistique, la fonction tangente hyperbolique, la fonction de Heaviside et la fonction gaussienne. Leur choix revêt une importance capitale et dépend souvent du type de l'application et du domaine de variation des variables d'entrées/sorties.

**Tableau III.1 :** Fonctions d'activation les plus utilisées

Fonction	Équation	Graphe	Nom MATLAB
Sigmoïdale logistique	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$		<i>logsig</i>
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$		<i>tansig</i>

Heaviside	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{pour } x < 0 \\ 1 & \text{pour } x \geq 0 \end{cases}$		<i>hardlim</i>
Gaussienne	$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$		<i>radbas</i>
Linéaire	$f(x) = x$		<i>purelin</i>

Un réseau de neurones est un système informatique qui a des caractéristiques semblables aux réseaux de neurones biologiques. Il est constitué de plusieurs unités (neurones) organisées sous forme de niveaux différents, appelés couches du réseau. Les neurones appartenant à la même couche possèdent les mêmes caractéristiques et utilisent le même type de fonction d'activation. Entre deux couches voisines, les connexions se font par l'intermédiaire des poids synaptiques. L'information est portée par la valeur de ses poids, tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter l'information et l'acheminer vers la sortie. La structure ou la topologie d'un réseau de neurones est la manière dont les neurones sont connectés. Les structures résultantes peuvent être très variées, mais elles sont souvent réparties en deux grandes familles : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés [115].

### III.4. Types des réseaux de neurones

D'après l'énoncé du théorème de Cybenko, "un réseau neuronal avec un nombre suffisamment grand de neurones cachés avec des fonctions continues et différentiables de transfert, il peut rapprocher n'importe quelle fonction continue dans un intervalle fermé" [116].

Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux *non bouclés* et les réseaux *bouclés* comme indique la figure III.3 [117] :

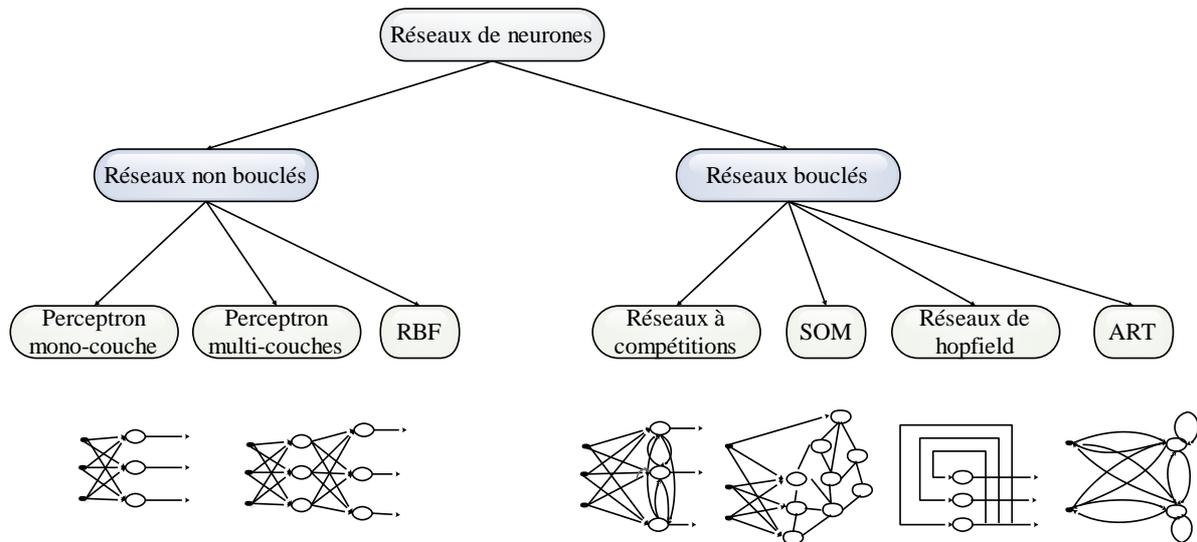


Figure III.3 : Types de réseaux de neurones

### III.4.1. Réseaux de neurones non bouclés

Les réseaux de neurones non bouclés (statiques) réalisent une (ou plusieurs) fonction(s) algébrique(s) des entrées, par composition des fonctions réalisées par chaque neurone.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des outils statiques utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonctions non linéaires de modélisation des processus non linéaires [118].

Un réseau de neurones non bouclé est donc représenté graphiquement par un ensemble de neurones "connectés" entre eux. L'information circule des entrées vers les sorties "sans retour en arrière". Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arrêtes sont les "connexions" entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est *acyclique* : si l'on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les neurones qui effectuent des calculs intermédiaires sont les *neurones cachés* (voir figure III.4).

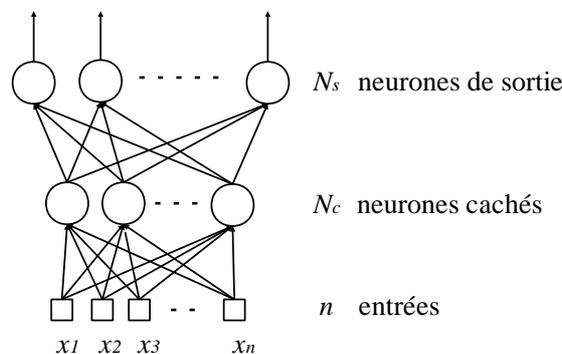
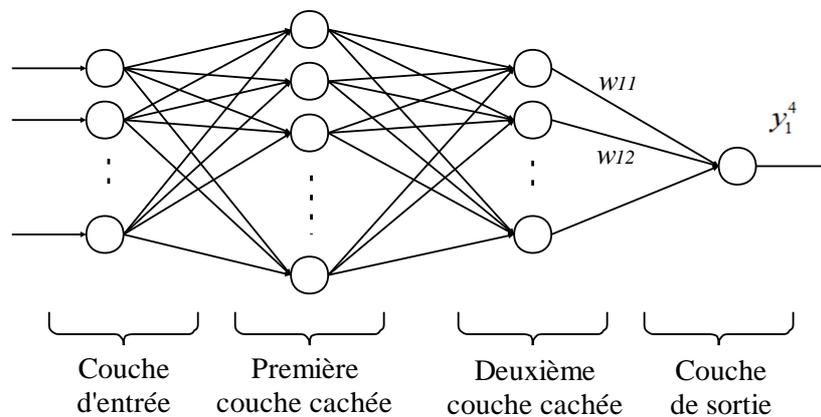


Figure III.4 : Un réseau de neurones à  $n$  entrées, une couche de  $N_c$  neurones cachés et  $N_s$  neurones de sortie

Dans notre étude, nous avons adopté les deux modèles les plus couramment utilisés, à savoir les perceptrons multicouches (souvent abrégé par MLP, de l'anglais Multilayer Perceptron) et les réseaux de neurones à fonctions de base radiales (souvent abrégé par RBF, de l'anglais Radial Basis Function).

### III.4.1.1. Perceptrons multicouches

Les réseaux de neurones MLP sont une classe de réseaux à action direct ; le réseau est constitué d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. Chaque couche possède un nombre spécifique de neurones qui sont les éléments de traitement de base. Les neurones de la couche  $l$  sont connectés aux autres neurones de la couche  $l + 1$  par des poids [119, 120]. En fait, la couche d'entrée est constituée tout simplement des nœuds de connexion des entrées au réseau. Les couches cachées utilisent certaines fonctions d'activation non linéaires telles que la sigmoïdale logistique et la tangente hyperbolique. Les neurones de la couche de sortie ont généralement une fonction d'activation non linéaire et parfois, linéaire. La structure d'un réseau neuronal MLP avec deux couches cachées et un neurone dans la couche de sortie est représentée par la figure III.5.



**Figure III.5 :** Structure d'un réseau MLP avec deux couches cachées

La sortie du  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$  à l'instant  $k$  est donnée par l'équation (III.2)

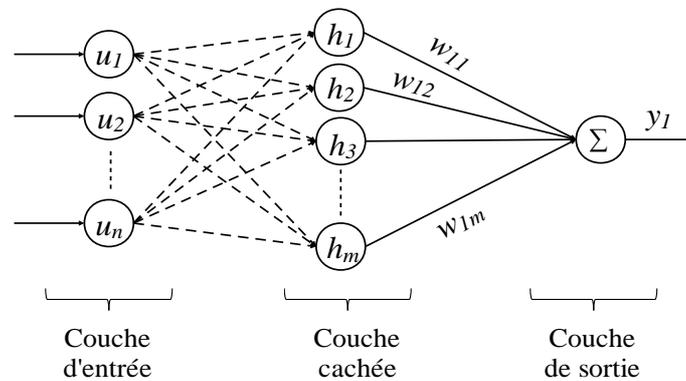
$$y_j^l(k) = f_l \left( \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^{l-1}(k) y_i^{l-1}(k) \right) ; j = 1, 2, \dots, N_l ; l = 1, 2, \dots, L \quad (\text{III. 2})$$

où  $w_{ji}^{l-1}$  est le poids de connexion entre le  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l - 1$  et le  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ ,  $L$  le nombre de couches,  $y$  compris les couches cachées et de sortie,  $N_l$  le nombre de neurones de la couche  $l$  et  $f(.)$  la fonction d'activation.

### III.4.1.2. Réseaux de neurones à fonctions de base radiales

Les réseaux de neurones RBF ont attiré beaucoup d'attention et sont considérés comme le type de réseaux de neurones le plus utilisé après le MLP en raison de leur bonne capacité de généralisation et d'une structure de réseau simple qui évite les calculs longs et inutiles [121-126].

Le réseau de neurones RBF possède trois couches : la couche d'entrée, la couche cachée, et la couche de sortie. Les neurones de la couche cachée sont caractérisés par des fonctions de base radiales. Chaque nœud caché contient un vecteur centre qui est un vecteur paramètre de la même dimension que le vecteur d'entrée ; la distance euclidienne entre le centre et le vecteur d'entrée du réseau est défini par  $\|u(t) - c_j(t)\|$  [127]. La structure de RBF est illustrée sur la figure III.6.



**Figure III.6 :** Structure d'un réseau RBF

La sortie de la couche cachée peut être produite par une fonction d'activation non linéaire  $h_i$  comme suit

$$h_i = \exp\left(-\frac{\|u - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right); \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (\text{III. 3})$$

où  $u = [u_p]$ ,  $P = 1, 2, \dots, n$ , est le vecteur d'entrée,  $c_i = [c_{pi}]$  est le vecteur centre de la  $i^{\text{ème}}$  fonction gaussienne et  $\sigma_i$  est sa largeur (variances).

La sortie du  $i^{\text{ème}}$  neurone dans la couche de sortie est donnée par l'équation (III.4)

$$y_j = \sum_{i=1}^m w_{ji} h_i; \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (\text{III. 4})$$

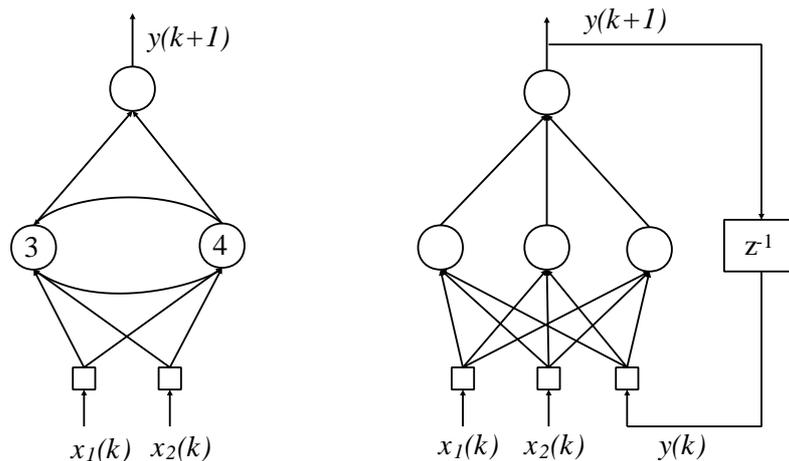
où  $w_{ji}$  est la connexion entre le  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche cachée et le  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche de sortie,  $m$  est le nombre de neurones dans la couche cachée,  $L$  le nombre de neurones dans la couche de sortie et  $h_i$  la fonction de base radiale donnée par l'équation (III.3).

### III.4.2. Réseaux de neurones bouclés

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés (dynamiques) peuvent avoir une topologie de connexions cycliques. Il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de cycle). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération.

Les réseaux de neurones bouclés sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation de systèmes dynamiques, de commande de processus, ou de filtrage.

La figure III.7 montre deux exemples de réseaux récurrents (bouclés). Le premier est un réseau qui contient un cycle, qui part du neurone 3, va au neurone 4 et revient au neurone 3 et le deuxième est un simple multicouche qui utilise un vecteur d'entrée qui contient les copies des activations de la couche de sortie du réseau.



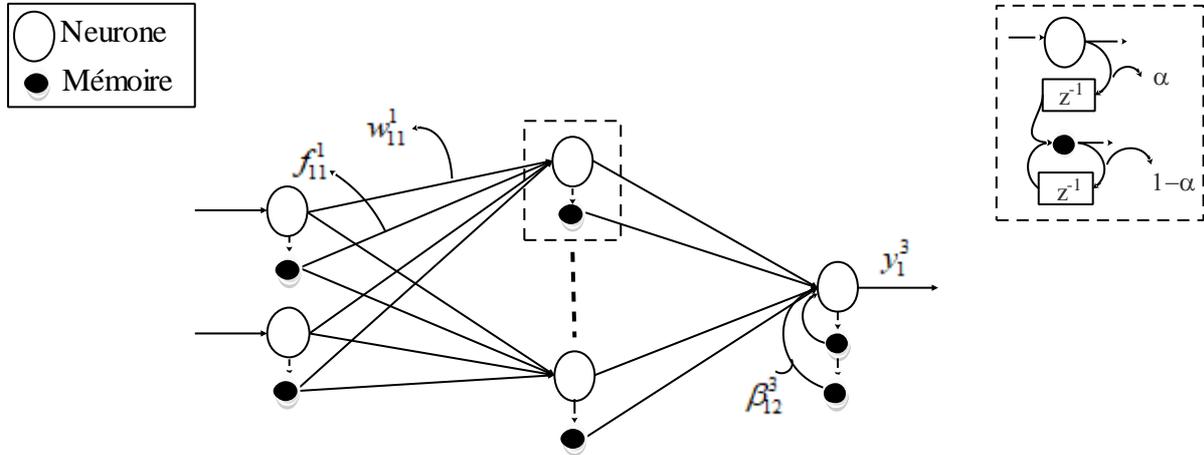
**Figure III.7 :** Réseaux de neurones bouclés

Dans notre étude, nous avons adopté le réseau le plus couramment utilisé, à savoir le réseau de neurones à mémoires (souvent abrégé par MNN, de l'anglais Memory Neural Network), dont les principes seront exposés dans ce qui suit.

#### III.4.2.1. Réseaux de neurones à mémoires

La structure de réseau de neurones à mémoires utilisée dans ce travail est similaire à celle rapportée dans [128]. La structure est la même que celle d'un réseau MLP, à l'exception des neurones mémoires attachés à chaque unité de réseau. Le neurone de mémoire tire son entrée de son auto-rétroaction et du neurone correspondant. Cela conduit à l'accumulation de données passées du neurone dans la mémoire. Tous les neurones de mémoire et les neurones de chaque

niveau envoient leurs sorties aux neurones du niveau suivant. Dans la couche de sortie, chaque neurone peut avoir un ou une cascade de neurones de mémoire et chacun envoie sa sortie à ce neurone dans la couche de sortie. Une structure d'un réseau neuronal MNN avec deux nœuds d'entrée, un nœud de sortie et une seule couche cachée est présentée sur la figure III.8.



**Figure III.8 :** Structure d'un réseau MNN

La sortie de chaque élément de la couche  $l$ ,  $1 \leq l < L$  à l'instant  $k$  est donnée par l'équation (III.5) et la sortie de la couche de sortie selon (III.6).

$$y_j^l(k) = f \left( \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^{l-1}(k) y_i^{l-1}(k) + \sum_{i=1}^{N_{l-1}} f_{ji}^{l-1}(k) v_i^{l-1}(k) \right) \quad (III.5)$$

$$y_j^l(k) = \sum_{i=1}^{N_{L-1}} w_{ji}^{L-1}(k) y_i^{L-1}(k) + \sum_{i=1}^{N_{L-1}} f_{ji}^{L-1}(k) v_i^{L-1}(k) + \sum_{i=1}^{M_j} \beta_{ji}^L(k) v_{ji}^L(k) \quad (III.6)$$

où  $w_{ji}^{l-1}$  est le poids de connexion entre le  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l-1$  et le  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ ,  $v_i^{l-1}$  est la sortie du neurone mémoire du  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l-1$ ,  $1 \leq l < L$ .  $f_{ji}^{l-1}$  est le poids de la connexion du neurone mémoire correspondant au  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l-1$  au  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ ,  $\beta_{ji}^L$  est le poids de connexion du  $i^{\text{ème}}$  neurone mémoire du  $j^{\text{ème}}$  neurone au  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche de sortie,  $M_j$  le nombre de neurones mémoire associés au  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche de sortie et  $f(\cdot)$  la fonction d'activation.

La sortie de tous les neurones mémoires sauf ceux de la couche de sortie est donnée par l'équation (III.7) et les neurones mémoires de la couche de sortie selon (III.8).

$$v_j^l(k) = \alpha_j^l(k) y_j^l(k-1) + (1 - \alpha_j^l(k)) v_j^l(k-1) \quad (III.7)$$

$$v_{ji}^L(k) = \alpha_{ji}^L(k)y_{j_{i-1}}^L(k-1) + (1 - \alpha_{ji}^L(k))v_{ji}^L(k-1) \quad (\text{III. 8})$$

où  $\alpha_{ji}^L$  est le poids de la connexion entre le  $(i-1)^{\text{ème}}$  neurone mémoire et le  $i^{\text{ème}}$  neurone mémoire du  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche de sortie.

### III.5. Algorithmes d'apprentissage

#### III.5.1. Types d'apprentissage

Toute l'information que peut contenir un réseau neuronal réside dans les poids synaptiques. L'apprentissage consiste donc à ajuster ces derniers de telle façon qu'il puisse générer correctement la sortie correspondante à chaque point de l'espace d'entrée. Ainsi, l'apprentissage peut être défini comme une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré [129] :

On peut distinguer trois types d'apprentissages [130].

- **Apprentissage supervisé** : un professeur fournit au réseau des couples de données (entrée, sortie désirée correspondante). Les paramètres du réseau sont ajustés de manière à minimiser une certaine norme de l'erreur de sortie constituée par la différence entre la sortie réelle du réseau et la valeur désirée correspondante (fournie par le professeur).
- **Apprentissage par renforcement** : est une approche utilisée dans les problèmes de planification à travers le temps. Elle utilise deux réseaux : un *réseau d'action* et un réseau d'évaluation qui joue le rôle d'un superviseur et qui génère un signal d'avertissement à chaque fois que les actions prises sont mauvaises. Ce signal sert à entraîner le réseau d'action. Les poids du réseau d'évaluation sont altérés dans le sens de renforcer les bonnes actions et de sanctionner les mauvaises.
- **Apprentissage non supervisé** : en absence de tout professeur, le réseau organise lui-même les formes d'entrées en classes de façon à minimiser un critère de performances. Ceci peut être fait, par exemple, en désignant un certain nombre de neurones gagnants dans une compétition d'activation ou en désignant un certain nombre de bassins d'attraction dans l'espace d'état [131].

#### III.5.2. Méthodes d'optimisation [132]

La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones formels sont des algorithmes d'optimisation : ils cherchent à minimiser, par des méthodes d'optimisation non

linéaire, une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées.

Afin de répondre à ce problème d'optimisation, nous avons choisi les architectures présentées précédemment en utilisant un algorithme de rétro-propagation.

Ce choix d'utiliser les trois réseaux et l'algorithme de rétro-propagation est dû principalement à la popularité de ces derniers dans la commande des systèmes non linéaires complexes, ce qui est le cas de notre étude.

### III.5.2.1. Algorithme de la rétro-propagation [129]

Plusieurs variantes de cet algorithme ont été développées par des chercheurs travaillant dans des domaines différents. La première formulation de la version actuelle a été faite par Werbos en 1974 [133]. Il a été appliqué pour les réseaux multicouches par Rumlehart en 1986 [134].

L'algorithme de la rétro-propagation altère les coefficients synaptiques ( $w$ ) du réseau dans le sens inverse du gradient du critère d'erreur, en utilisant seulement les données d'entrées/sorties. A chaque itération, on retire un exemple d'apprentissage  $(x_i, y_i)$  et on calcule une nouvelle estimation des poids synaptique.

Cette itération consiste en deux phases :

- **Propagation** : à chaque itération, un élément de l'ensemble d'apprentissage est introduit à travers la couche d'entrée. L'évaluation des sorties du réseau se fait couche par couche, de l'entrée vers la sortie [129].
- **Rétro-propagation** : cette étape est similaire à la précédente. Cependant, les calculs s'effectuent dans le sens inverse (de la sortie vers l'entrée). A la sortie du réseau, on forme le critère de performance  $E$  en fonction de la sortie réelle de système et sa valeur désirée. Puis, on évalue le gradient de  $E$  par rapport aux différents poids en commençant par la couche de sortie et en remontant vers la couche d'entrée.

Les algorithmes d'entraînements des trois réseaux de neurones utilisés pour la conception des différentes configurations et contrôleurs sont donnés ci-dessous.

**L'algorithme MLP :**

**Étape 1 :** Initialisation des poids à des petites valeurs aléatoires.

**Étape 2 :** Calcul du vecteur de sortie en utilisant l'équation

$$y_j^l = f \left( \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^{l-1} y_i^{l-1} \right)$$

où  $y_j^l$  est la sortie du  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $l$ ,  $w_{ji}^l$  est le poids qui relie le  $i^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $l-1$  au  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $l$ ,  $N_l$  est le nombre de neurones dans la couche  $l$  et  $f(\cdot)$  la fonction d'activation.

**Étape 3 :** Calcul des termes de rétropropagation d'erreur.

**Étape 4 :** Mise à jour des poids

$$w_{ji}^l(t+1) = w_{ji}^l(t) - \eta g_{ji}^l$$

où  $\eta$  est le taux d'apprentissage et  $g_{ji}^l$  est le gradient

**Étape 6 :** Répétition du calcul en revenant à l'étape 2 jusqu'à ce que l'erreur soit inférieure à l'erreur souhaitée.

**L'algorithme RBF :**

**Étape 1 :** Initialisation des poids à des petites valeurs aléatoires.

**Étape 2 :** Initialisation du vecteur d'entrée  $c$ .

**Étape 3 :** Initialisation des centres et des largeurs des fonctions gaussiennes.

**Étape 4 :** Calcul de la sortie de chaque élément de la couche cachée en utilisant la fonction gaussienne  $h_i$

$$h_i = \exp \left( - \frac{\|u - c\|^2}{2\sigma^2} \right); \quad i = 1, 2, \dots, m$$

**Étape 5 :** Calcul de la sortie du réseau de neurones RBF

$$y_j(t) = \sum_{i=1}^m w_{ji} h_i; \quad j = 1, 2, \dots, L$$

où  $w_{ji}$  est la connexion entre le  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche cachée et le  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche de sortie,  $m$  est le nombre de neurones dans la couche cachée,  $L$  le nombre de neurones dans la couche de sortie et  $h_i$  est les sortie des neurones de la couche cachée.

**Étape 6 :** Calcul de l'erreur "e" à la couche de sortie :

$$e(t) = \sum_{j=1}^{N_L} (y_j^l(t) - \hat{y}_j(t))$$

où  $y_j^l(t)$  est la sortie calculée pour le  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche de sortie à l'instant  $t$  et  $\hat{y}_j(t)$  est la sortie souhaitée.

**Étape 7 :** Mise à jour des poids

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta e(t) h_i(c, u, \sigma); \quad j = 1, 2, \dots, m$$

où  $\eta$  est le taux d'apprentissage.

**Étape 8 :** Répétition du calcul en revenant à l'étape 5 jusqu'à ce que l'erreur soit inférieure à l'erreur souhaitée

**L'algorithme MNN :**

**Étape 1 :** Initialisation des poids à des petites valeurs aléatoires.

**Étape 2 :** La réponse du  $j^{\text{ème}}$  neurone du réseau associé de la couche  $l, 1 \leq l < L$  à l'instant  $k$  est donnée par:

$$y_j^l(k) = f \left( \sum_{i=0}^{N_{l-1}} w_{ji}^{l-1}(k) y_i^{l-1}(k) + \sum_{i=1}^{N_{l-1}} f_{ji}^{l-1}(k) v_i^{l-1}(k) \right)$$

où  $w_{ji}^l(k)$  est le poids de connexion du  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$  au  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l+1$  à l'instant  $k$ ,  $v_i^l(k)$  est la sortie de la  $i^{\text{ème}}$  neurone mémoire dans la couche  $l$  à l'instant  $k$ ,  $1 \leq l \leq L$ .  $f_{ji}^l(k)$  est le poids de connexion entre le  $i^{\text{ème}}$  du neurone mémoire de la couche  $l$  au  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l+1$  du réseau à l'instant  $k$  et  $f(\cdot)$  la fonction d'activation sigmoïde.

**Étape 3 :** La réponse du  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche de sortie à l'instant  $k$  est donnée par :

$$y_j^l(k) = f \left( \sum_{i=0}^{N_{L-1}} w_{ji}^{L-1}(k) y_i^{L-1}(k) + \sum_{i=1}^{N_{L-1}} f_{ji}^{L-1}(k) v_i^{L-1}(k) + \sum_{i=1}^{M_j} \beta_{ji}^l(k) v_{ji}^l(k) \right)$$

où  $y_i^l(k)$  est la sortie du  $i^{\text{ème}}$  neurone de réseau de la couche  $l$  à l'instant  $k$ ,  $\beta_{ji}^l(k)$  est le poids de la connexion du la  $i^{\text{ème}}$  neurone mémoire du  $j^{\text{ème}}$  neurone réseau dans la couche de sortie à l'instant  $k$  et  $f(\cdot)$  la fonction d'activation.

**Étape 4 :** Calcul de la sortie de tous les neurones mémoires, sauf ceux de la sortie :

$$v_j^l(k) = \alpha_j^l(k) y_j^l(k-1) + (1 - \alpha_j^l(k)) v_j^l(k-1)$$

**Étape 5 :** Calcul de la sortie des neurones mémoires dans la couche de sortie :

$$v_{ji}^l(k) = \alpha_{ji}^l(k) v_{ji}^{l-1}(k-1) + (1 - \alpha_{ji}^l(k)) v_{ji}^l(k-1)$$

où  $\alpha_{ji}^l$  est le poids de connexion de la  $(j-1)^{\text{ème}}$  neurone mémoire au  $i^{\text{ème}}$  neurone mémoire de la couche de sortie à l'instant  $k$ .

**Étape 6 :** Calcul de l'erreur "e" à la couche de sortie :

$$e(k) = \sum_{j=1}^{N_L} (y_j^l(k) - \hat{y}_j(k))^2$$

où  $\hat{y}_j(k)$  est la consigne pour le  $j^{\text{ème}}$  neurone de sortie à l'instant  $k$ .

**Étape 7 :** Mise à jour des poids :

$$w_{ji}^l(k+1) = w_{ji}^l(k) - \eta e_j^{l+1}(k) y_i^l(k) ; \quad 1 \leq l \leq L$$

**Étape 8 :** La mise à jour de  $f$  est la même que celle de  $w$  :

$$f_{ji}^l(k+1) = f_{ji}^l(k) - \eta e_j^{l+1}(k) v_i^l(k) ; \quad 1 \leq l \leq L$$

**Étape 9 :** Mise à jour des différents coefficients de mémoire comme indiqué ci-dessous :

$$\alpha_j^l(k+1) = \alpha_j^l(k) - \eta' \frac{\partial e}{\partial v_j^l(k)} \frac{\partial v_j^l(k)}{\partial \alpha_j^l(k)} ; \quad 1 \leq l \leq L$$

$$\alpha_{ji}^l(k+1) = \alpha_{ji}^l(k) - \eta' \frac{\partial e}{\partial v_{ji}^l(k)} \frac{\partial v_{ji}^l(k)}{\partial \alpha_{ji}^l(k)}$$

$$\beta_{ji}^l(k+1) = \beta_{ji}^l(k) - \eta' e_i^l v_{ji}^l$$

où  $\eta'$  est le taux d'apprentissage pour les coefficients de mémoire et  $\eta$  pour les poids restants.

**Étape 10 :** Répétition du calcul en revenant à l'étape 2 jusqu'à ce que l'erreur soit inférieure à l'erreur souhaitée

## III.6. Identification par réseaux de neurones

### III.6.1. Principe de l'identification par réseaux de neurones

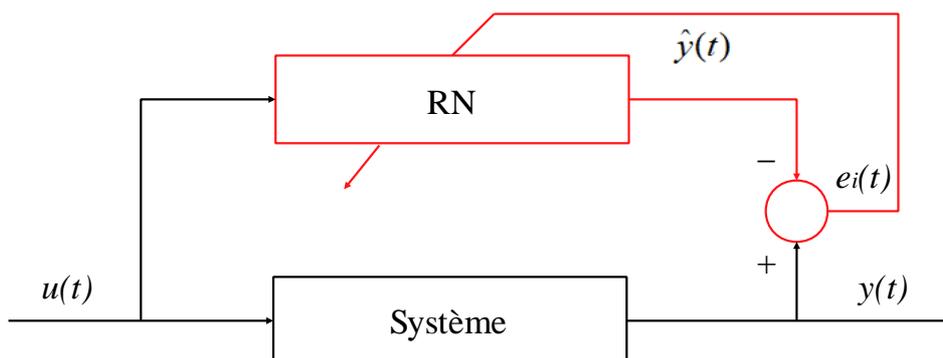
De nos jours, les réseaux de neurones artificiels d'architectures différentes peuvent être utilisés efficacement pour l'identification des systèmes non linéaires (dans notre cas pour définir les différentes configurations du bâtiment). Des études de simulation intensives ont montré qu'avec un certain minimum d'information (e.g., ordre du système, plages de variations des entrées/sorties) on peut concevoir des identificateurs de hautes performances. Aucune analyse mathématique n'est nécessaire. L'entraînement n'exige que les données d'entrées/sorties.

La méthodologie d'identification passe par quatre étapes :

- Choix de la structure du réseau ;
- Choix de l'entrée ;
- Algorithme d'apprentissage ;
- Validation.

### III.6.2. Structures d'identification

Le schéma général d'identification neuronale est illustré par la figure III.9. Le réseau de neurones est utilisé en parallèle avec un système de type boîte noire à identifier. La sortie  $y$  du processus est comparée à la sortie  $\hat{y}$  du réseau de neurones puis l'erreur  $e_i = y - \hat{y}$  est utilisée pour ajuster les paramètres du réseau neuronal par un algorithme d'apprentissage approprié (exemple la rétro propagation).

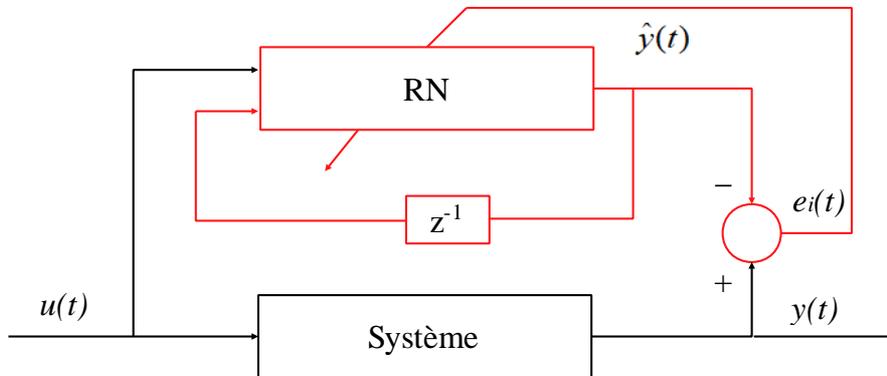


**Figure III.9 :** Schéma général d'identification par réseau de neurones

On distingue deux types d'identifications : identification parallèle et identification série-parallèle.

**a) Identification parallèle**

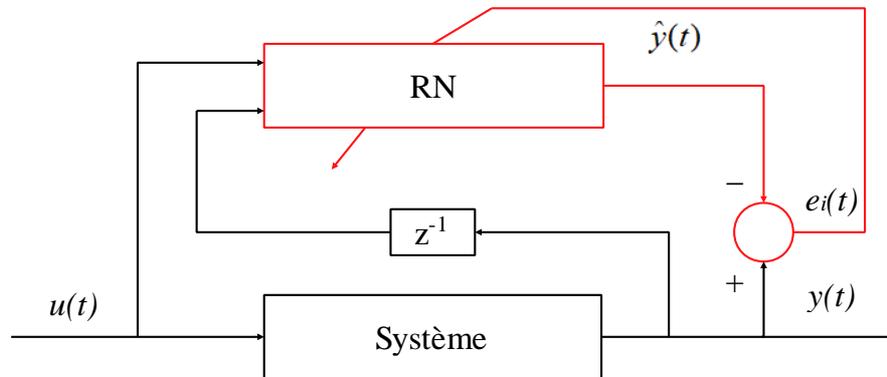
La structure parallèle utilise en retour, les sorties du réseau de neurones lui-même, pour faire une prédiction (estimation) de la future sortie du système. Cependant, cette structure ne garantit pas la convergence.



**Figure III.10 :** Structure d'identification parallèle

**b) Identification série-parallèle**

La structure série-parallèle utilise les valeurs passées de la sortie du système, pour faire une estimation de sa future sortie. Vue sa convergence, elle est couramment utilisée.



**Figure III.11 :** Structure d'identification série parallèle

La procédure d'identification est faite selon l'organigramme donné par la figure III.12.

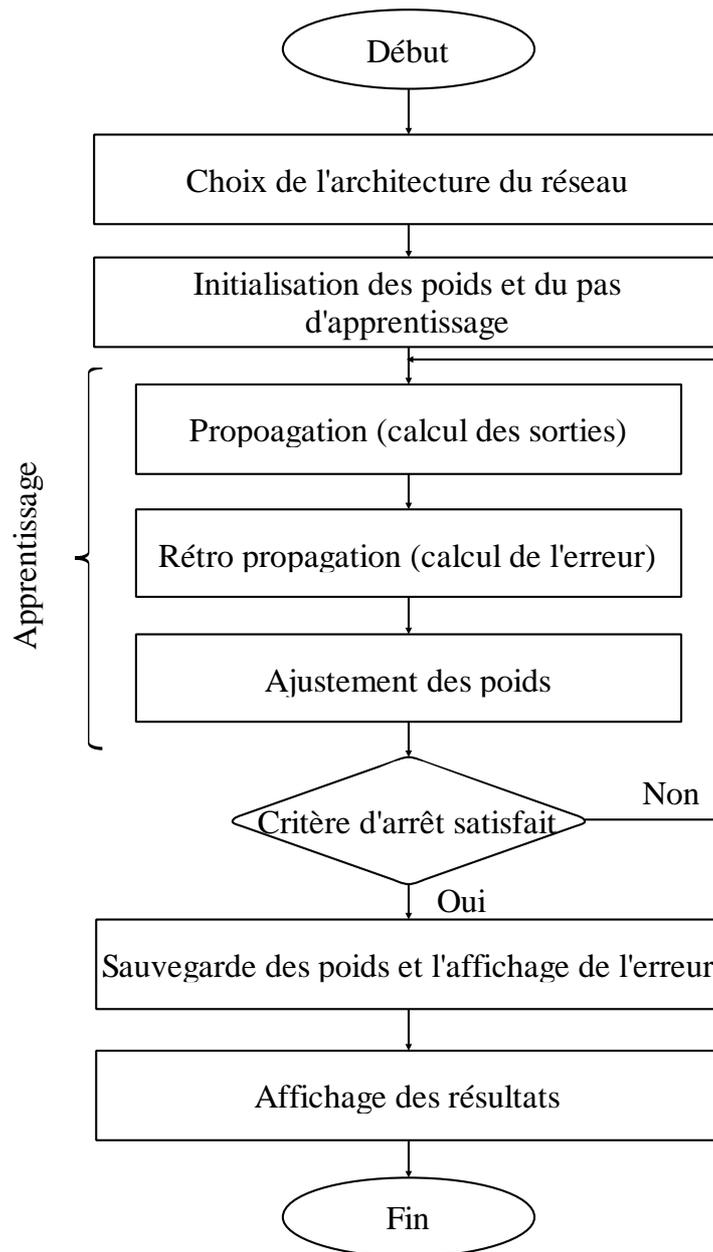


Figure III.12 : Organigramme de la procédure d'identification

### III.7. Commande neuronale

Le rôle d'une loi de commande est de maintenir certains états d'un système à des valeurs désirées, malgré les effets de perturbations éventuelles. Des principes de contrôle très simples sont parfois utilisés avec succès. Cependant, aujourd'hui, on a affaire avec des systèmes de plus en plus complexes et on veut les rendre plus autonomes, plus performants, plus rapides, tout en réduisant au minimum l'énergie utilisée. Ces exigences complexifient largement les systèmes de commande. Les lois de commande utilisées jusque-là ne répondent plus à ces contraintes. L'utilisation des techniques de l'intelligence artificielle, et notamment de modèles

connexionnistes, trouve naturellement sa place dans les démarches qui permettent d'atteindre ces objectifs.

Les principes généraux des commandes neuronales ont été initiés par [10, 135, 136]. Des extensions ont été proposées plus tard par [137]. Des synthèses sur les commandes neuronales ont été proposées depuis dans [138-141].

### III.7.1. Contrôle de la température et de l'énergie dans les systèmes CVC

Du point de vue de l'automaticien, les systèmes CVC (souvent abrégé par HVAC, de l'anglais Heating, Ventilation and Air-Conditionning) ne sont pas en soi des cas difficiles à contrôler. D'ailleurs, dans la majorité des bâtiments, les lois de commande utilisées pour ce type d'équipement sont assez simples. Cependant, pour atteindre des niveaux de performance très élevés, des structures de commande plus sophistiquées ont été proposées, dans lesquelles un compromis entre la consommation et le confort sont souvent optimisés. Dans ce qui suit, nous allons présenter le concept élémentaire de la commande adaptative avec modèle de référence et son application pour le contrôle thermique dans un bâtiment.

### III.7.2. Commande adaptative avec modèle de référence

Comme avec les autres techniques, la configuration de la commande adaptative avec modèle de référence (souvent abrégé par MRAC, de l'anglais Model Reference Adaptive Control) utilise deux réseaux de neurones : un réseau contrôleur et un réseau modèle (voir la figure III.13) [10]. Le réseau modèle peut être formé hors ligne à l'aide de mesures historiques du système. Le contrôleur est formé de manière adaptative pour forcer la sortie du système à suivre la sortie d'un modèle de référence. Le réseau modèle est utilisé pour prédire l'effet des changements de contrôleur sur la sortie du système, ce qui permet la mise à jour des paramètres du contrôleur.

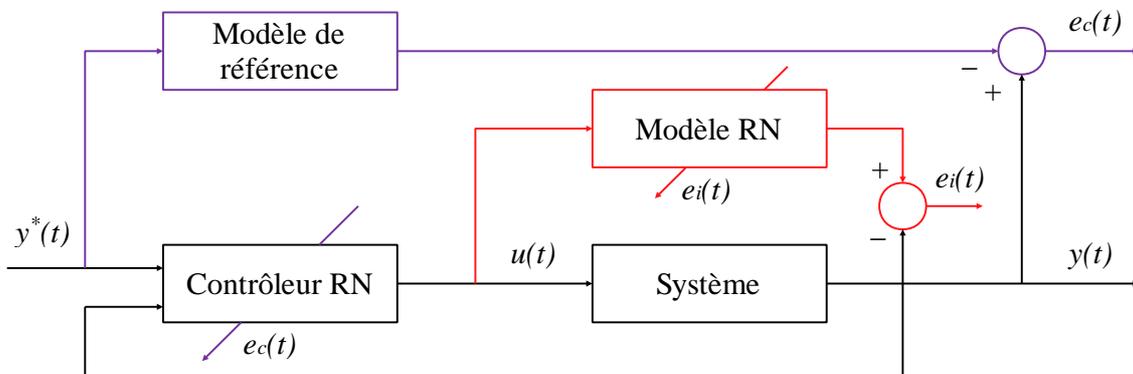


Figure III.13 : Commande adaptative avec modèle de référence

La commande adaptative est une technique qui remonte aux années 1950, lorsque les automaticiens se sont aperçus qu'un contrôleur à paramètres fixes n'est pas toujours capable d'assurer les performances souhaitées dans le cas où les caractéristiques du système variaient au cours du temps. L'idée consiste à ajuster en permanence les paramètres du contrôleur afin de faire tendre l'erreur de poursuite de la trajectoire vers zéro. Plusieurs schémas de commande ont été utilisés tels que la commande adaptative directe, commande adaptative indirecte, commande adaptative à modèle de référence ..., etc [142].

Dans l'approche de commande adaptative indirecte ou explicite, le contrôleur est calculé après avoir estimé les paramètres du système. Dans cette approche on considère que le bloc d'identification est parfait et que les paramètres estimés représentent les vraies valeurs du système. Pour l'approche de commande adaptative directe ou implicite le contrôleur est calculé sans avoir recours au bloc d'identification.

### III.7.3. Application de la commande adaptative à modèle de référence sur le système chauffage bâtiment

On considère le système décrit dans le premier chapitre (figure I.8) qui présente un bureau de travail chauffé par un radiateur, occupée entre 8h00 et 17h00.

Les approches de commande MRAC appliquées dans notre cas peuvent être classées en directes ou indirectes.

#### III.7.3.1. Commande MRAC directe

Dans cette partie, nous allons appliquer la commande MRAC directe en utilisant les réseaux de neurones MLP pour la régulation thermique dans un bâtiment [143, 144]. La structure de base de cette commande est présentée ci-dessous.

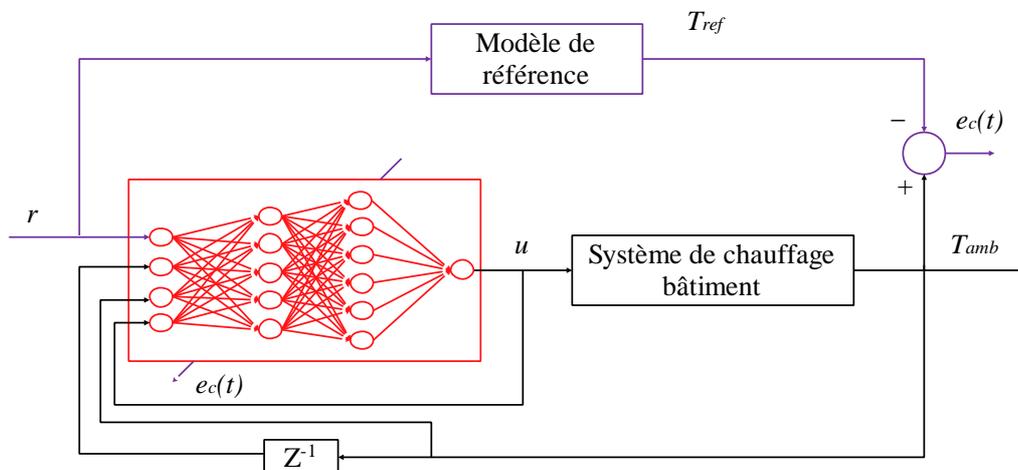


Figure III.14 : Commande MRAC directe

L'architecture de réseau de neurones utilisé comme contrôleur est présentée dans le tableau III.2.

**Tableau III.2 : Structure du contrôleur**

	Couche d'entrée	Première couche cachée	Deuxième couche cachée	Couche de sortie
<b>Nombre de neurones du réseau</b>	4	5	6	1
<b>Fonctions d'activation</b>	-----	Sigmoïde	Sigmoïde	Linéaire

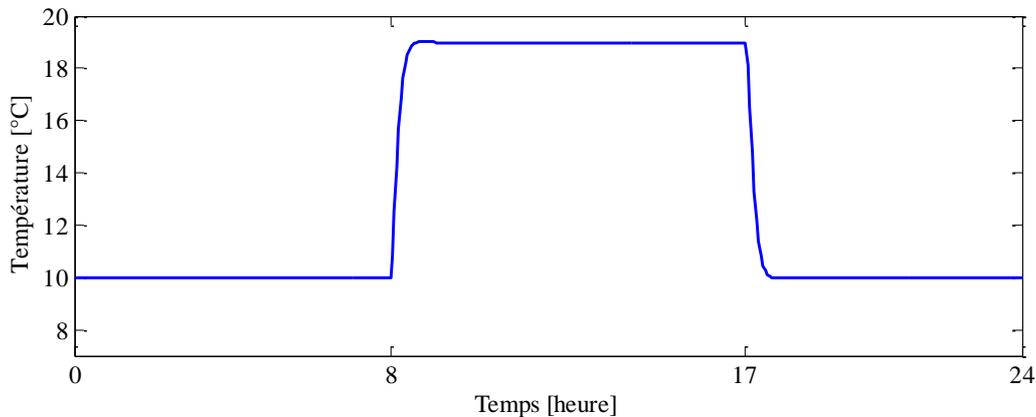
**a. Modèle de référence**

Pour obtenir un signal de référence lisse, on a utilisé un modèle comme un filtre linéaire afin d'avoir un signal de référence sous forme d'un signal carré, sur un intervalle de temps qui varie entre 8h00 et 17h00, i.e. pendant la période d'occupation de la pièce.

Le modèle de référence est sous la forme :

$$\frac{Y_{ref}(p)}{R(p)} = \frac{w_n^2}{p^2 + 2\zeta_n w_n p + w_n^2} \tag{III.9}$$

avec :  $w_n = 5rad/h, \zeta_n = 0.9$



**Figure III.15 : Modèle de référence**

Les différents paramètres de simulation sont donnés dans le tableau ci-dessous.

**Tableau III. 3 : Paramètres de simulation**

Désignation et facteur de transfert thermique	Dimension
Volume de bureau (longueur, largeur, hauteur)	36 m <sup>3</sup>
Surface de la fenêtre (longueur, hauteur)	2 m <sup>2</sup>
Coefficients de transfert thermique (vecteur : mur-plancher-plafond)	[0.25 0.0001 0.25] W/m <sup>2</sup> /k
La température initiale du bureau	8 °C
Température de référence durant la période d'occupation	19 °C

Puissance du chauffage électrique	1000W
Nombre d'occupants	2 personnes
Données météo	Rennes (France)
Temps de simulation	Une journée
Émission de la chaleur d'équipement par m <sup>2</sup>	1 W/m <sup>2</sup>
Apport d'air frais	40 m <sup>3</sup> /h 24/24h
La température extérieure moyenne	6.5 °C

Les résultats de simulation obtenus à l'aide de la boîte à outils SIMBAD sont donnés ci-dessous.

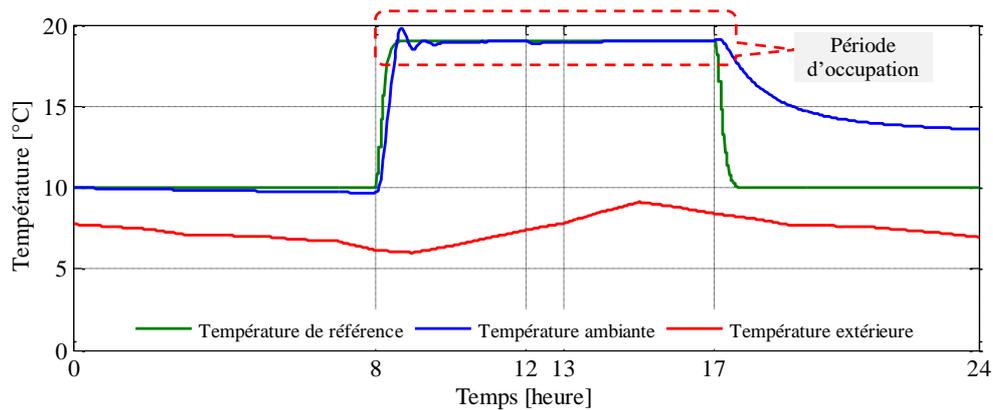


Figure III.16 : Sortie du système et de référence

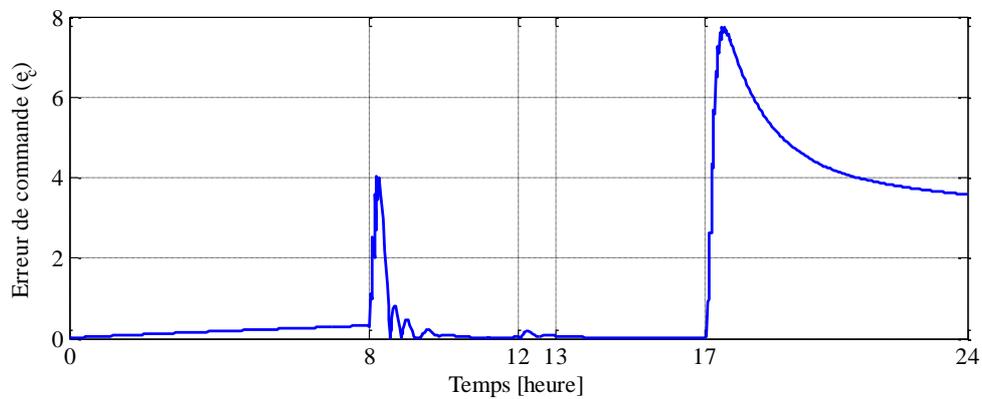


Figure III.17 : Erreur de commande

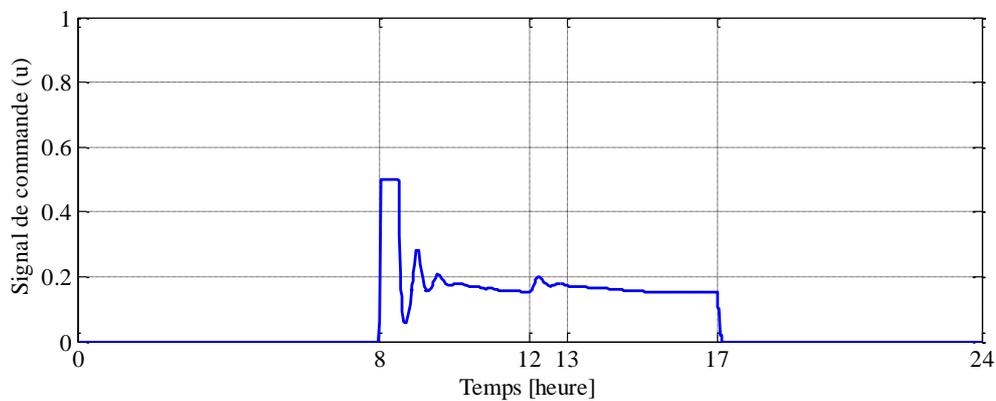


Figure III.18 : Signal de commande

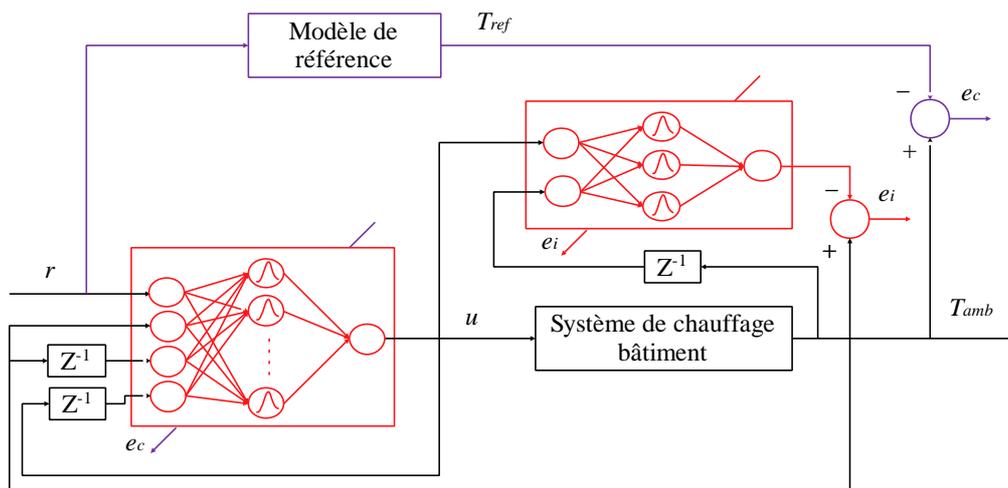
**b. Interprétation des résultats**

D’après la figure III.16, on voit bien que pendant toute la période d’occupation, la température ambiante atteint rapidement et suit la température de consigne qui est de 19°C, malgré la présence des différentes perturbations et contraintes. L’erreur de commande est très petite comme le montre la figure III.17.

D’après la figure III.18, il est clair que la commande a de faibles oscillations et ce uniquement au début de la période d’occupation en raison du changement brusque de la température qui s’est dispersée pendant le reste du temps.

**III.7.3.2. Commande MRAC indirecte**

Dans cette partie, nous allons appliquer la commande MRAC indirecte en utilisant les réseaux de neurones RBF pour la régulation thermique dans un bâtiment [145, 146]. La structure de cette commande est présentée ci-dessous.



**Figure III.19 : Commande MRAC indirecte**

Les architectures des réseaux utilisées pour l’identification et le contrôle sont données dans les tableaux III.4 et III.5 respectivement. Le signal de commande est borné entre 0 et 0.7.

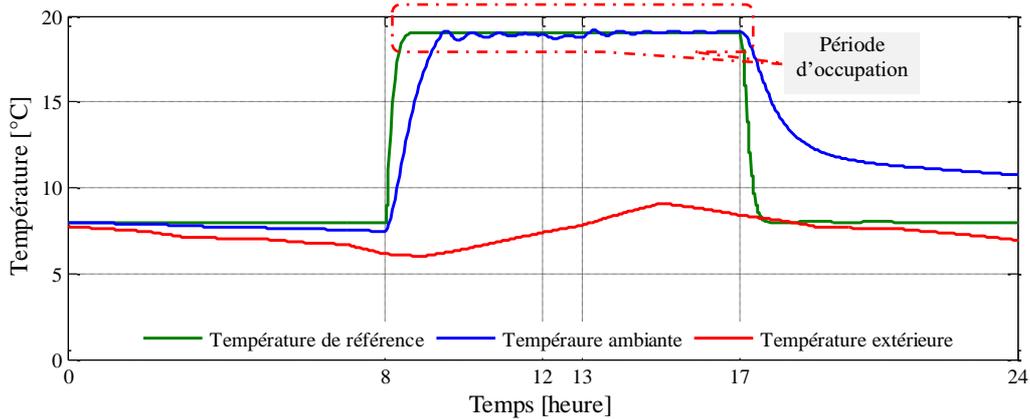
**Tableau III.4 : Structure du réseau identificateur**

	Couche d’entrée	Couche cachée	Couche de sortie
<b>Nombre de neurones du réseau</b>	2	3	1
<b>Fonctions d’activation</b>	-----	Gaussienne	Linéaire

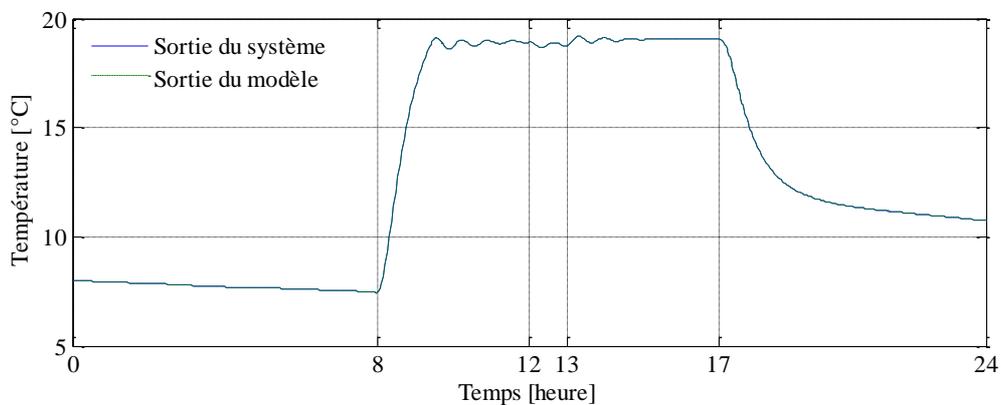
**Tableau III.5 :** Structure du réseau contrôleur

	Couche d'entrée	Couche cachée	Couche de sortie
<b>Nombre de neurones du réseau</b>	4	6	1
<b>Fonctions d'activation</b>	-----	Gaussienne	Linéaire

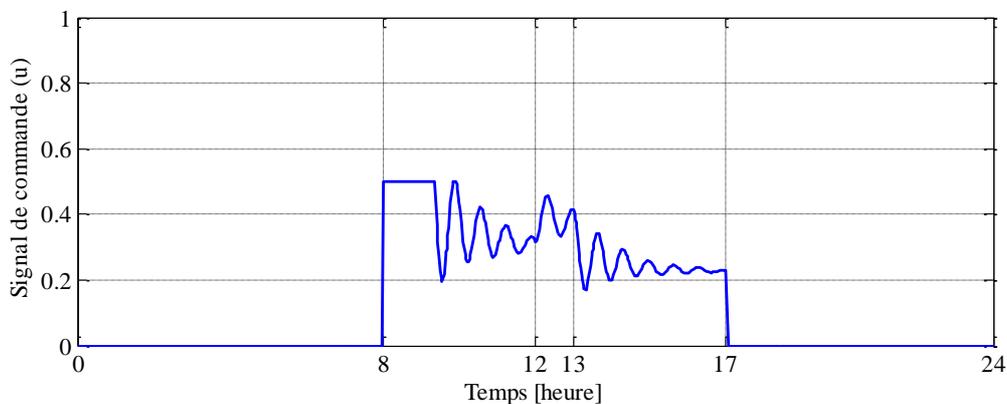
Notons que toutes les entrées sont connectées et les résultats de simulation sont donnés dans les figures ci-dessous.



**Figure III.20 :** Sortie du système et de modèle (une journée)



**Figure III.21 :** Sortie du système et d'identificateur



**Figure III.22 :** Signal de commande

#### **a. Interprétation des résultats**

D'après la figure III.20, on constate qu'au début de la période d'occupation, la sortie du système (température ambiante) suit le signal de référence. La sortie de l'identificateur du réseau de neurones RBF suit parfaitement celle du système (voir la figure III.21). Le signal de commande reste dans son intervalle de fonctionnement (figure III.22).

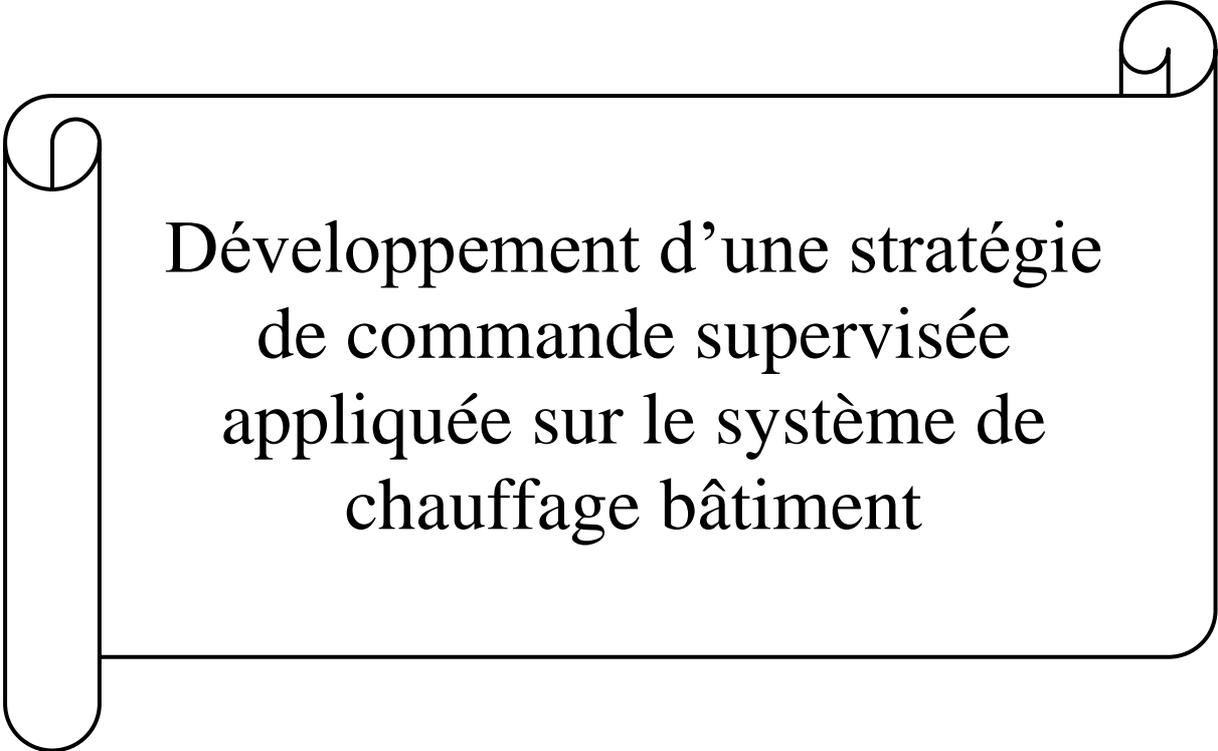
### **III.8. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons exposé l'un des puissants outils de l'IA, à savoir les réseaux de neurones, que ce soient les réseaux statiques ou dynamiques. Les réseaux de neurones ont un certain nombre d'atouts en termes de quantité de travail de recherche et de réalisations existantes. Tout d'abord, ils sont des approximateurs universels capables de modéliser des systèmes complexes avec la précision requise à partir d'un ensemble de données entrées/sorties et d'un processus d'optimisation. Leur capacité d'apprentissage permet de simplifier la synthèse d'un contrôleur dans la mesure où elle peut être obtenue par un simple réglage de paramètres sans qu'il soit nécessaire de faire appel au modèle mathématique du système à commander.

L'application des différentes architectures présentées sur le système de chauffage bâtiment utilisant la commande MRAC (directe et indirecte) a montré leurs capacités en termes d'identification et de commande.

Le prochain chapitre sera consacré au développement de la stratégie de commande supervisée et son application pour réguler la température ambiante dans un bâtiment.

## CHAPITRE IV



Développement d'une stratégie  
de commande supervisée  
appliquée sur le système de  
chauffage bâtiment

## **IV.1. Introduction**

Dans ce chapitre, on va exposer notre stratégie de commande supervisée basée sur trois architectures de réseaux de neurones, à savoir les réseaux RBF, MLP et MNN appliquée sur le système de chauffage bâtiment.

Le chapitre est organisé en trois parties. La première est consacrée aux notions fondamentales liées aux systèmes à commutation. La deuxième partie présente la commande supervisée basée sur multi-modèles et multi-contrôleurs. Enfin, la dernière partie est dédiée à la présentation de l'approche développée et son application pour la régulation du système de chauffage dans un bâtiment.

## **IV.2. Notions sur l'approche de commande supervisée**

Cette section a pour objectif de donner un aperçu général sur la commande supervisée à travers son schéma de conception multi-contrôleurs général et les différentes classes qui existent dans la littérature en particulier la commande multi-modèle et multi-contrôleurs.

### **IV.2.1. Commande multi-contrôleurs**

La modélisation d'un système est souvent considérée comme une étape préliminaire pour la conception d'une commande. Lorsqu'il s'agit de processus non linéaires, l'approximation par une représentation multi-modèle s'avère une méthode assez puissante et efficace permettant de pallier les difficultés rencontrées lors de la conception d'une commande dans la mesure où le modèle global du système complexe et incertain, est remplacé par un ensemble de modèles simples décrivant chacun le processus dans une région de fonctionnement particulière. Si nous pouvons caractériser chacune de ces régions et leur associer des contrôleurs locaux simples et performants, le problème se simplifiera grandement. Dans ce contexte, on parle d'une approche multi-contrôleurs qui consiste à définir une méthode de commande basée sur plusieurs modèles. Cette approche a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche récents et a été adoptée pour des applications dans des domaines divers [147-150].

#### **IV.2.1.1. Concept général de la commande multi-contrôleurs**

L'approche multi-contrôleurs consiste à déterminer une structure de commande pour le système considéré en se servant d'un ensemble de contrôleurs déterminés dans différentes régions de fonctionnements. Ces contrôleurs sont conçus à partir d'un ensemble de modèles dont la représentation n'est valable que dans une partie de l'espace de fonctionnement. En effet, à chaque modèle local est associé un contrôleur qui prend en compte les mesures du système et

l'objectif à atteindre. Ensuite, la commande appliquée au procédé est choisie à partir des différentes commandes locales. Un mécanisme de sélection et un commutateur sont mis en place pour déterminer la commande appropriée à chaque instant. Cette contribution se présente généralement sous forme d'un indice de validité que l'on attribue à chaque contrôleur.

Pour la conception des contrôleurs locaux, on peut opter pour une structure commune ou pour des structures différentes selon les modèles disponibles. A ce sujet, plusieurs stratégies de commande multi-contrôleurs ont été développées dans la littérature qui dépendent de plusieurs paramètres, à savoir la nature des modèles locaux, les performances souhaitées et les caractéristiques du processus étudié [151-156].

Il est à noter que la commande finale appliquée au procédé à chaque instant peut être considéré comme étant une commande à commutation suivant un mécanisme de décision prédéterminé. La figure IV.1 présente le schéma bloc illustrant le principe de la commande multi-contrôleurs.

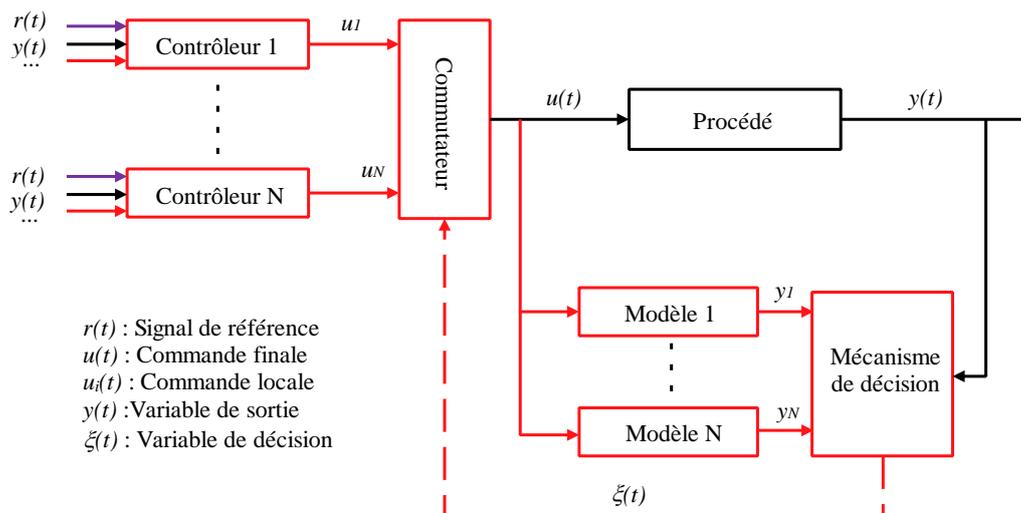
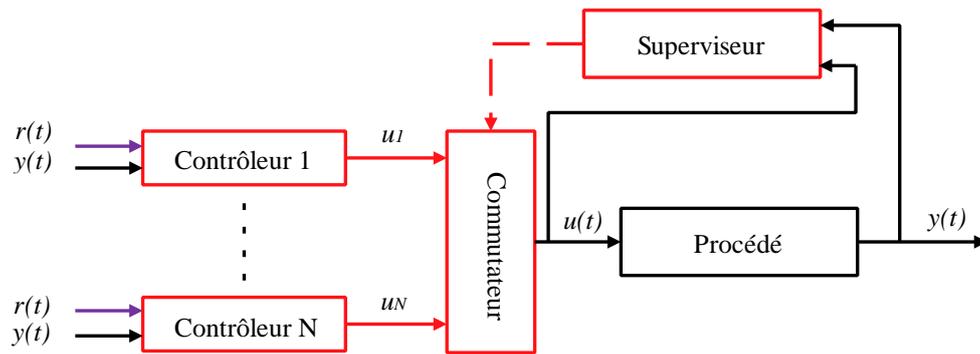


Figure IV.1 : Schéma de principe de la commande multi-contrôleurs

#### IV.2.1.2. Différentes structures de commande multi-contrôleurs

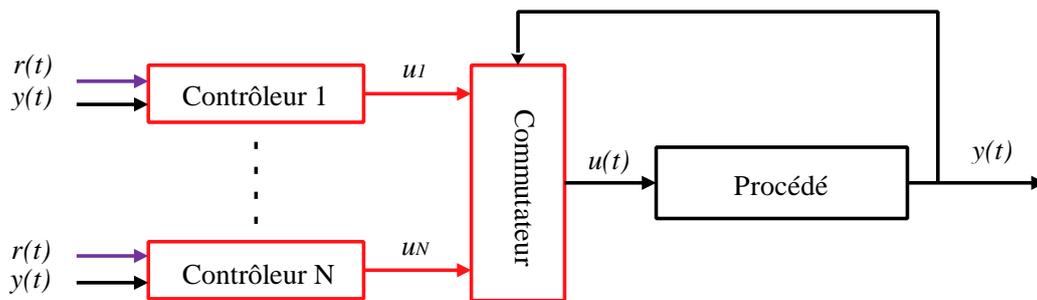
Les différentes structures multi-contrôleurs sont répertoriées en deux classes, qui sont les suivantes :

- **Classe indirecte** : le schéma global contient un superviseur qui envoie des informations au commutateur afin de sélectionner un ou plusieurs contrôleurs. La commutation est basée sur des informations reconstruites. En outre, le superviseur est capable de déterminer l'environnement dans lequel évolue le système. Le schéma global de la commande multi-contrôleurs est présenté dans la figure IV.2.



**Figure IV.2 :** Schéma global de la commande multi-contrôleurs (classe indirecte)

- **Classe directe :** dans ce cas, le superviseur est absent. Le commutateur à partir d'informations mesurées (composante du vecteur d'état, paramètres internes, sortie du processus...) est capable de choisir par lui-même le ou les contrôleurs locaux les plus performants (voir figure IV.3).



**Figure IV.3 :** Schéma global de la commande multi-contrôleurs (classe directe)

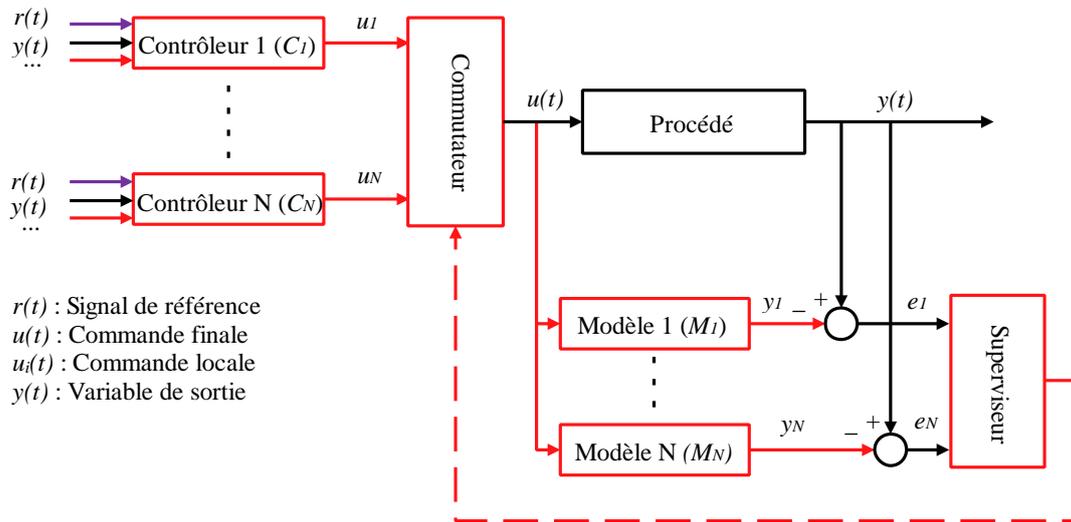
Karimi et al [157] ont également classé la commutation en deux types : commutation directe, qui se fait selon une séquence prédéterminée et est basée sur la sortie du processus, commutation indirecte basée sur l'estimation.

La partie suivante consiste à présenter l'approche indirecte basée sur les multi-modèles qui est l'objectif de notre travail. L'idée principale de cette architecture est de placer un superviseur, qui a pour rôle de coordonner la mise en œuvre des modèles et les contrôleurs correspondants. A chaque instant, le meilleur modèle du procédé est choisi et le contrôleur correspondant est mis en marche.

### IV.3. Architecture de la commande supervisée basée sur multi-modèle et multi-contrôleur

L'architecture de la commande supervisée proposée facilite la prise de décision liée aux actions de commande pour améliorer le fonctionnement du système de chauffage, caractérisé

par diverses conditions de fonctionnement et généralement soumis à des perturbations externes. La structure de contrôle proposée est discutée par plusieurs auteurs comme dans [158, 159, 160], qui contient plusieurs modèles, un générateur de signal de surveillance et une logique de commutation qui permettent de choisir le contrôleur approprié. L'architecture est illustrée par la figure IV.4.



**Figure IV.4 :** Architecture de la commande supervisée basée sur le multi-modèle

Le procédé à commander reçoit l'entrée  $u(t)$  et produit la réponse  $y(t)$ . Le système de commande contient  $N$  modèles  $M_1, \dots, M_N$ , fonctionnant en parallèle, et qui sont soit fixes soit adaptatifs.

Pour chacun des modèles  $M_i$ , il existe un régulateur  $C_i$  qui satisfait l'objectif de commande. On note aussi qu'au lieu de  $N$  régulateurs nous pouvons avoir un régulateur paramétré par rapport à chaque modèle  $C(M_i)$ . Pour gérer tout ça un superviseur qui possède comme entrées les erreurs entre la sortie du procédé et celles des modèles est placé afin de choisir le meilleur modèle parmi l'ensemble des modèles  $M_i, i = 1, \dots, N$  connus du processus, et met en marche le contrôleur correspondant [161].

Sachant que les différentes configurations sont connues a priori, alors il reste à choisir le nombre et la structure des modèles et des contrôleurs. Le problème de la conception d'une telle commande est de déterminer des règles appropriées pour la commutation et l'adaptation pour avoir de meilleures performances, tout en veillant à la stabilité du système. L'architecture décrite est d'ordre général et peut être employée pour les systèmes linéaires et non linéaires.

### IV.3.1. Indice de performance

➤ Systèmes continus

L'indice de performance proposé par Narrendra & Balakrishnan [153] a la forme ;

$$J_i(t) = \alpha e_i^2(t) + \beta \int_0^t e^{-\lambda(t-\tau)} e_i^2(\tau) d\tau \quad \alpha \geq 0, \beta > 0, \lambda > 0 \quad (\text{IV. 1})$$

où  $\tau$  est l'indice du temps,  $\alpha$  et  $\beta$  sont des facteurs de pondération sur les mesures instantanées et les mesures précédentes,  $\lambda$  est appelé facteur d'oubli. Le terme intégral représente une somme pondérée de toutes les erreurs passées.

➤ Système discret

Pour les modèles discrets linéaires et/ou modèles non linéaires, le critère de commutation peut être défini comme suit [154].

$$J_i(k) = \alpha e_i^2(k) + \beta \sum_{j=0}^k e^{-\lambda(k-j)} e_i^2(j) ; \quad \alpha \geq 0, \beta > 0, \lambda > 0 \quad (\text{IV. 2})$$

où  $e_i$  est l'erreur de la sortie pour le  $i^{\text{ème}}$  modèle. Les paramètres  $\alpha, \beta$  et  $\lambda$ , ont déjà été introduits dans l'équation IV.1.

Le facteur d'oubli détermine la mémoire du critère et assure l'existence de la borne supérieure de  $J_i(t)$  pour des erreurs  $e_i(t)$  bornées. Les éléments de synthèse pour la commutation sont donc  $\alpha, \beta$  et  $\lambda$ .

- Si l'on choisit des grandes valeurs pour  $\alpha, \beta$  et  $\lambda$ , on obtient une réponse rapide vis-à-vis des changements instantanés des paramètres, mais une mauvaise réponse aux perturbations. C'est-à-dire une perturbation sur la sortie provoque une réaction rapide de la commutation et génère des commutations superflues vers d'autres régulateurs qui détériorent la réponse.
- Au contraire de petites valeurs de  $\alpha, \beta$  et  $\lambda$  font du critère un bon indicateur de la qualité d'identification en régime permanent, ceci réduit le nombre des commutations superflues, mais conduites à une réponse assez lente vis-à-vis des variations paramétriques rapides.

Afin d'améliorer la stabilité du système, un autre paramètre de conception est introduit dans la synthèse de cette commande qui est noté  $T_d$ , il représente le temps minimum entre deux

commutations et joue un rôle important dans l'analyse de stabilité et les performances du système. Une valeur faible de  $T_d$  donne des commutations trop fréquentes et une grande valeur de  $T_d$  conduit à un système à réponse lente [161].

Un cycle d'hystérésis avec un paramètre de conception  $\delta$  peut également être considéré entre deux commutations. Cela signifie qu'une commutation vers un autre contrôleur aura lieu si l'indice de performance concernant un modèle est amélioré par  $\delta$ . Une combinaison de deux techniques (retard et hystérésis) peut également être considérée [161].

Après avoir présenté les différentes notions liées aux systèmes à commutation, la partie suivante est consacrée au développement de l'approche indirecte basée sur les multi-contrôleurs et multi-modèles. Les trois architectures des réseaux de neurones exposés dans le chapitre précédent seront utilisées pour la conception des différents modèles et contrôleurs.

#### IV.4. Commande supervisée du système de chauffage du bâtiment avec changements d'isolation à base de trois architectures de réseaux de neurones

L'objectif de cette section est de développer une commande supervisée basée sur un ensemble de contrôleurs et multiples modèles avec l'utilisation d'une hystérésis pour éviter les commutations fréquentes entre les différents contrôleurs. Cela peut surmonter les oscillations de la température intérieure et assurer un bon suivi du point de consigne. L'étude de cas est un bureau de travail dans un bâtiment qui peut être considéré comme un processus non linéaire complexe tiré de la boîte à outils SIMBAD intégrée dans Matlab. La commande proposée est plus adaptée à différentes situations, elle se compose de trois paires modèle/contrôleur, d'un générateur de signaux de surveillance et d'une logique de commutation. Chaque paire correspond au même bureau de travail avec des dimensions (longueur [4m], largeur [4m] et hauteur [3m]), qui définit pour trois états d'isolation (voir le tableau IV.1). Pour évaluer la méthode proposée, nous avons utilisé les trois architectures de réseaux de neurones présentées dans le chapitre 3.

**Tableau IV.1** : Différentes configurations (modèles)

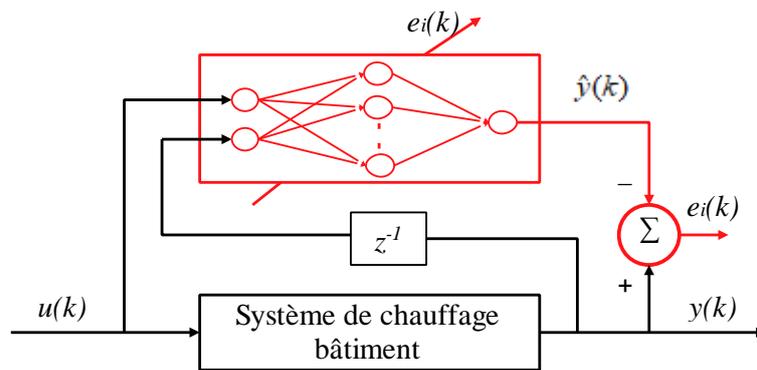
	Configuration 1	Configuration 2	Configuration 3
État d'isolation	Bon	Moyen	mauvais
Coefficients de transfert de chaleur par convection (vecteur : mur-plancher-plafond) [W/m <sup>2</sup> /K]	[0 0 0]	[0.25 0.0001 0.25]	[0.6 0.6 0.6]

Les conceptions de différentes configurations et contrôleurs ainsi que la logique de commutation sont détaillés ci-dessous.

#### IV.4.1. Caractérisation des différentes configurations (modèles) en utilisant les trois réseaux de neurones (RBF, MNN, MLP)

Le principal objectif de cette section est de définir les trois configurations (trois états d'isolation) présentées précédemment pour le système décrit dans le premier chapitre, nous avons choisi trois structures de réseaux de neurones. Pour tenir compte de l'aspect dynamique du processus, le vecteur d'entrée du réseau identificateur est souvent renforcé par des signaux correspondant aux valeurs antérieures du système ou du réseau. Et pour cela on a opté pour une structure série-parallèle (voir la figure IV.5).

Les trois architectures neuronales ont deux entrées et une sortie, comme l'illustre la figure IV.5.



**Figure IV.5 :** Schéma de principe d'identification par réseau de neurones

Les réseaux de neurones sont formés en ligne et produisent une température ambiante appropriée afin de suivre celle du système. Les couches cachées ont des fonctions d'activation non linéaires qui sont la sigmoïde (IV.3) pour les MLP et MNN, la gaussienne (IV.4) pour les RBF, et la couche de sortie a une fonction d'activation linéaire. Les poids des MLP et RBF sont mis à jour en fonction des erreurs entre la sortie du réseau et la sortie souhaitée. Cet algorithme a donc été appelé algorithme de rétro-propagation [162, 163], et les poids des MNN sont mis à jour en utilisant le critère d'erreur au carré et l'algorithme de rétro-propagation [164].

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (IV. 3)$$

$$h_i = \exp\left(-\frac{\|u - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right); i = 1, 2, \dots, m \quad (IV. 4)$$

où  $c_i = [c_{pi}]$  est le centre des fonctions gaussiennes,  $u = [u_p]$  est le vecteur d'entrée,

$p = 1, 2, \dots, n$  et  $\sigma_i$  est la largeur des fonctions gaussiennes.

Les paramètres des identificateurs sont mis à jour en utilisant les équations ci-dessous.

$$\hat{y}(k) = RN_{\rho}(u(k), y(k-1)) \quad (IV.5)$$

$$\rho_{k+1} = g(\rho_k, e_i(k)); \text{ où } e_i(k) = (y(k) - \hat{y}(k)) \quad (IV.6)$$

où  $RN_{\rho}$  est le réseau de neurones utilisé,  $\hat{y}(k)$  est la sortie de l'identificateur à l'instant  $k$ ,  $k \in [t_0, t_f]$  période d'entraînement,  $u(k)$  et  $y(k)$  sont respectivement l'entrée et la sortie du système,  $e_i(k)$  l'erreur d'identification à l'instant  $k$ ,  $\rho_k$  vecteur de paramètres à l'instant  $k$  et  $g(.)$  l'algorithme d'apprentissage utilisé pour ajuster les différents paramètres des réseaux de neurones.

#### IV.4.1.1. Résultats des simulations

Pour évaluer les performances et les capacités des trois architectures de réseaux de neurones, dont le but d'identifier le système de chauffage, nous avons simulé le cas d'un bureau disposant d'un chauffage électrique comme le montre la figure IV.6 avec les caractéristiques présentées dans le tableau IV.2 dont les entrées sont connectées à la météo (les paramètres de simulation relatifs à ce cas sont donnés dans le premier chapitre).

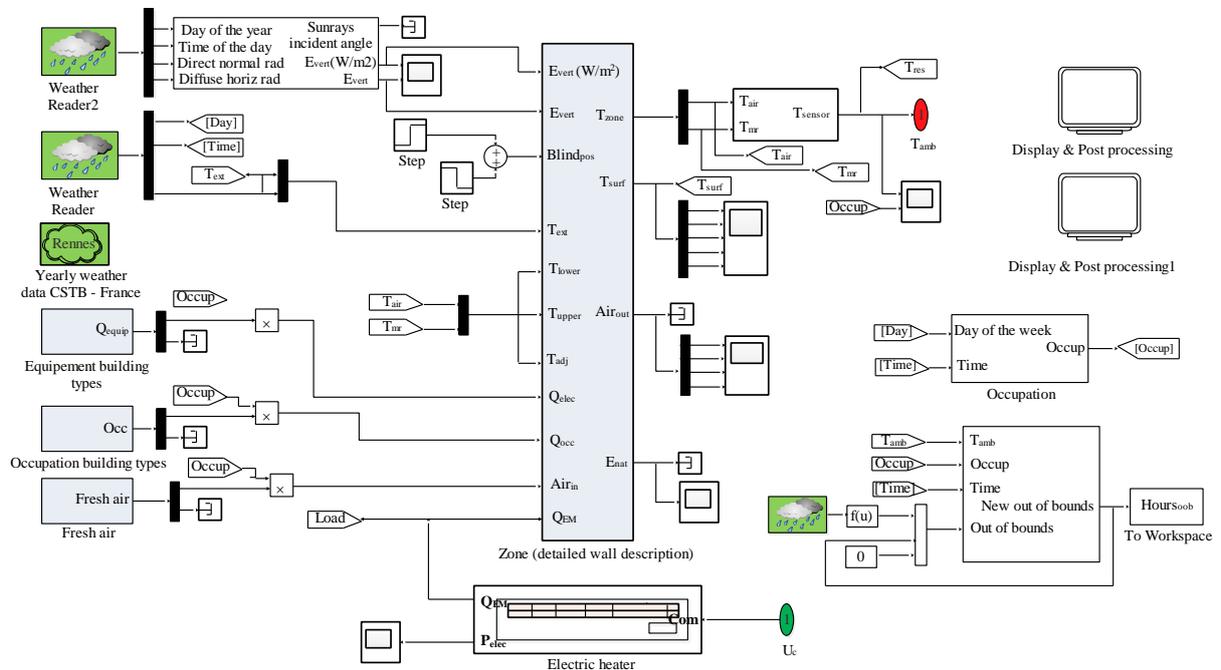


Figure IV.6 : Chauffage d'une pièce avec des entrées reliées à la météo

**Tableau IV.2 :** Caractéristiques du bureau

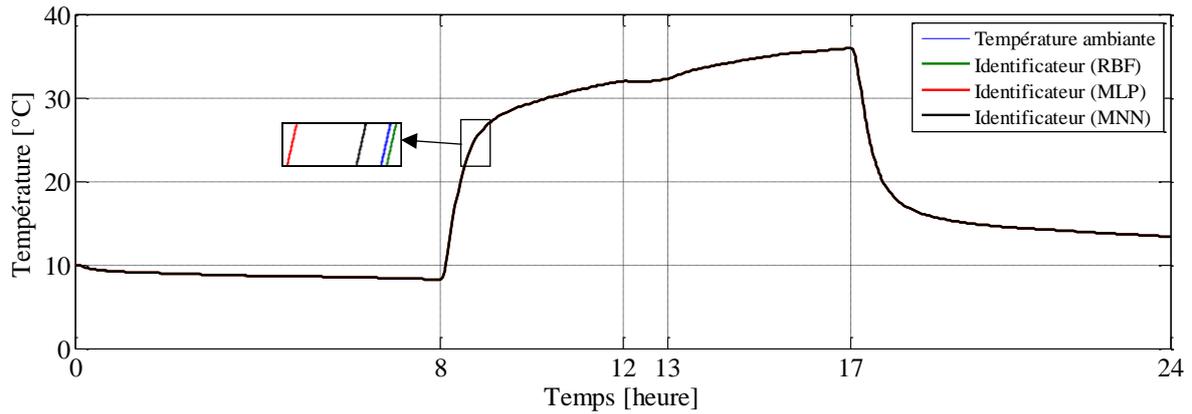
Désignation et facteur de transfert thermique	Dimension
Dimensions du bureau (longueur, largeur et hauteur)	4×4×3 m <sup>3</sup>
Surface de la fenêtre (Longueur, hauteur)	2 m <sup>2</sup>
Coefficients de transfert thermique (vecteur : mur-plancher-plafond)	[0.25 0.0001 0.25] W/m <sup>2</sup> /K
La température initiale du bureau	8 °C
Puissance du chauffage électrique	1500W
Nombre d'occupants	2 personnes
Émission de la chaleur d'équipement par m <sup>2</sup>	1 W/m <sup>2</sup>
Apport d'air frais	40 m <sup>3</sup> /h (24/24)
Intervalle d'occupation	8h00 – 17h00
La température extérieure moyenne	6.5 °C

Maintenant que les trois structures de réseaux de neurones ont été choisies, les différents paramètres ont été définis, nous pouvons considérer les résultats obtenus en appliquant cette approche au cas d'un bâtiment pendant une journée, pour un temps d'échantillonnage de 200s, ce qui nous a permis de définir la base d'entraînement des échantillons.

Nous constatons qu'après plusieurs expériences de simulation, le nombre de couches et de neurones de chaque réseau, comme indiqué dans le tableau IV.3, est suffisant pour obtenir les résultats souhaités et d'éviter la complexité du modèle.

**Tableau IV.3 :** Structure des identificateurs (MLP, RBF et MNN)

Architecture	MLP	RBF	MNN
Neurones d'entrée	2	2	2
Neurones de sortie	1	1	1
Couches cachées	2	1	1
Neurones dans la première couche cachée	5	3	3
Neurones dans la deuxième couche cachée	6	/	/
Mémoires d'entrée	/	/	2
Mémoires dans la couche cachée	/	/	3
Mémoires de sortie	/	/	3

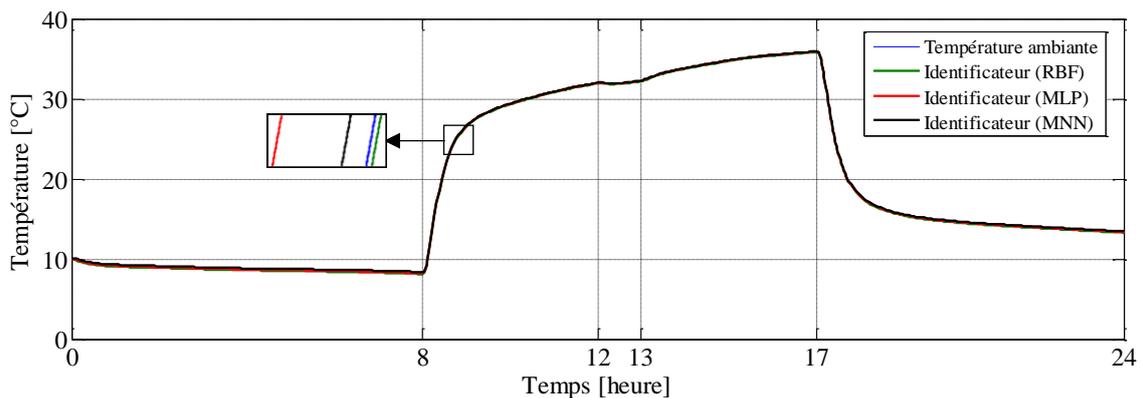


**Figure IV.7 :** Sortie du système et celle de l'identificateur durant la phase d'apprentissage

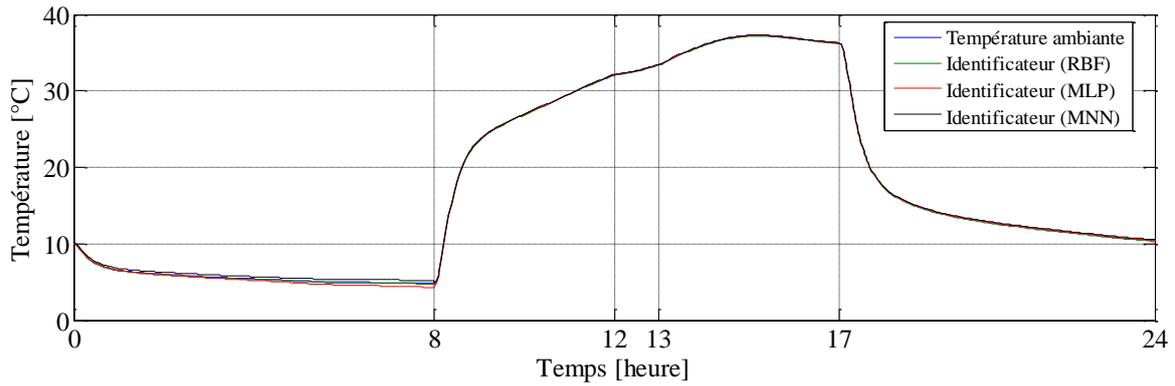
D'après la figure IV.7, nous pouvons observer que les sorties des trois modèles de réseaux de neurones ont suivi la sortie souhaitée pendant la phase d'apprentissage avec une très petite erreur quadratique moyenne, comme le montre le tableau IV.4.

#### IV.4.1.2. Validation

Pour valider les performances des réseaux identificateurs, nous utilisons ces derniers sur le même jour, dans la même région et sur un autre jour dont les conditions météorologiques ne sont pas les mêmes que celles de la première région. La figure IV.8 et la figure IV.9 représentent la sortie du système et les sorties des trois réseaux de neurones (modèles) pendant la phase de validation et les erreurs de sorties sont indiquées dans le tableau IV.4.



**Figure IV.8 :** Sortie du système et celle de l'identificateur durant la phase de validation (région 1)



**Figure IV.9 :** Sortie du système et celle de l'identificateur durant la phase de validation (région 2)

Pour évaluer les performances de ces architectures de réseaux de neurones pour l'identification et comparer entre eux, nous avons utilisé le critère de l'erreur quadratique moyenne (souvent abrégé par MSE, de l'anglais Mean Square Error), qui est un indice classique, pour valider les performances du modèle comme dans [134, 165, 166].

Cet indice de performance (MSE) est donné en fonction du signal d'erreur comme indiqué dans l'équation (IV.7).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{y}(k) - y(k))^2 \quad (IV.7)$$

où  $\hat{y}(k)$  est la sortie de l'identificateur et  $y(k)$  est la sortie du système (température ambiante).

Le tableau IV.4 représente les valeurs de l'indice de performance pour les trois architectures.

**Tableau IV.4 :** MSE pendant la période d'occupation

	<b>MNN</b>	<b>RBF</b>	<b>MLP</b>
MSE d'apprentissage	$1.0799 \times 10^{-12}$	$5.8487 \times 10^{-8}$	$1.7758 \times 10^{-9}$
MSE de validation (région 1)	$3.1463 \times 10^{-6}$	0.0049	$8.3265 \times 10^{-4}$
MSE de validation (région 2)	0.0013	0.0051	0.001

D'après les figures IV.7 et IV.9, nous constatons que les sorties des trois modèles ont suivi la sortie du système pendant la phase de validation avec une très petite erreur quadratique moyenne, comme le montre le tableau IV.4. Le changement de région et la présence des différentes perturbations n'ont pas une grande influence sur la sortie du système et cela due à la capacité et l'efficacité des trois réseaux (MLP, RBF et MNN) pour l'identification des systèmes thermiques hautement non linéaires.

On peut également voir dans le tableau IV.4 que l'erreur correspondante au réseau MNN est plus petite par rapport aux autres grâce aux neurones mémoires que possèdent ce réseau.

#### IV.4.2. Conception et calcul des différents contrôleurs en utilisant les trois réseaux de neurones (RBF, MNN, MLP)

##### IV.4.2.1. Paramètres des contrôleurs

L'objectif de cette section est de présenter la structure des différents contrôleurs utilisés pour la régulation thermique dans un bâtiment basés sur les réseaux neurones. Les trois contrôleurs employés ont quatre entrées et une sortie, comme l'illustre la figure IV.10. Les réseaux de neurones sont formés en ligne et produisent une température ambiante appropriée afin de suivre celle de la consigne. Les fonctions d'activation des couches cachées pour MLP et MNN sont la sigmoïde (IV.3), la gaussienne (IV.4) pour RBF, et la couche de sortie a une fonction d'activation linéaire. Les paramètres des régulateurs sont ajustés en utilisant l'erreur entre la sortie du processus et celle de modèle de référence selon les équations ci-dessous.

$$u(k) = RN_{\rho}(y_r(k), y(k-1), y(k-2), u(k-1)) \quad (IV.8)$$

$$\rho_{k+1} = g(\rho_k, e_c(k)); \text{ où } e_c(k) = (y_r(k) - y(k)) \quad (IV.9)$$

où  $RN_{\rho}$  est le réseau de neurones utilisé,  $y(k)$  est la sortie du système à l'instant  $k$ ,  $k \in [t_0, t_f]$  période d'entraînement,  $y_r(k)$  la référence,  $u(k)$  est l'entrée du système,  $\rho_k$  vecteur de paramètres à l'instant  $k$ ,  $e_c(k)$  l'erreur de contrôle à l'instant  $k$  et  $g(.)$  l'algorithme d'apprentissage utilisé pour ajuster les différents paramètres des réseaux de neurones.

La figure IV.10 illustre la structure d'entraînement du contrôleur.

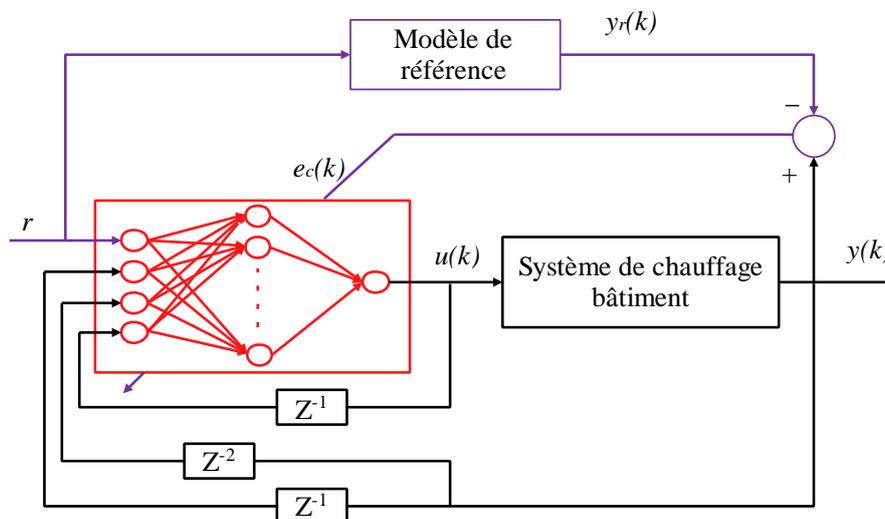


Figure IV.10 : Structure d'entraînement du contrôleur

La procédure d'apprentissage appliquée pour les trois types de modèles est celles de la rétro-propagation.

Pour diverses architectures de réseau, le choix d'une structure unique est donné dans le tableau IV.5.

**Tableau IV.5 :** Structure de réseau contrôleur

Architecture	MLP			RBF			MNN		
	C1	C2	C3	C1	C2	C3	C1	C2	C3
Contrôleur									
Couches cachées	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Neurones d'entrée	4	4	4	4	4	4	4	4	4
Neurones cachés	6	6	6	6	6	6	6	6	6
Neurones de sortie	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Mémoires d'entrée	/	/	/	/	/	/	4	4	4
Mémoires cachées	/	/	/	/	/	/	6	6	6
Mémoires de sortie	/	/	/	/	/	/	3	3	3

#### IV.4.3. Évaluation des performances des différents couples contrôleur/modèle

Nous avons simulé le système de chauffage plusieurs fois sur un profil d'une journée afin de montrer les performances de chaque régulateur sur les différentes configurations. Pour évaluer les performances des contrôleurs avec les différentes architectures de réseaux de neurones pour le contrôle, nous utilisons le critère d'erreur quadratique moyenne donné par l'équation (IV.10).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_r(k) - y(k))^2 \quad (IV.10)$$

où  $y_r(k)$  est la consigne et  $y(k)$  la sortie du système (température ambiante).

Le tableau IV.6 représente les performances de chaque paire contrôleur/modèle pour les trois structures de réseaux de neurones données dans le tableau IV.5 en utilisant l'équation (IV.10).

**Tableau IV.6 :** MSE pendant la période d'occupation

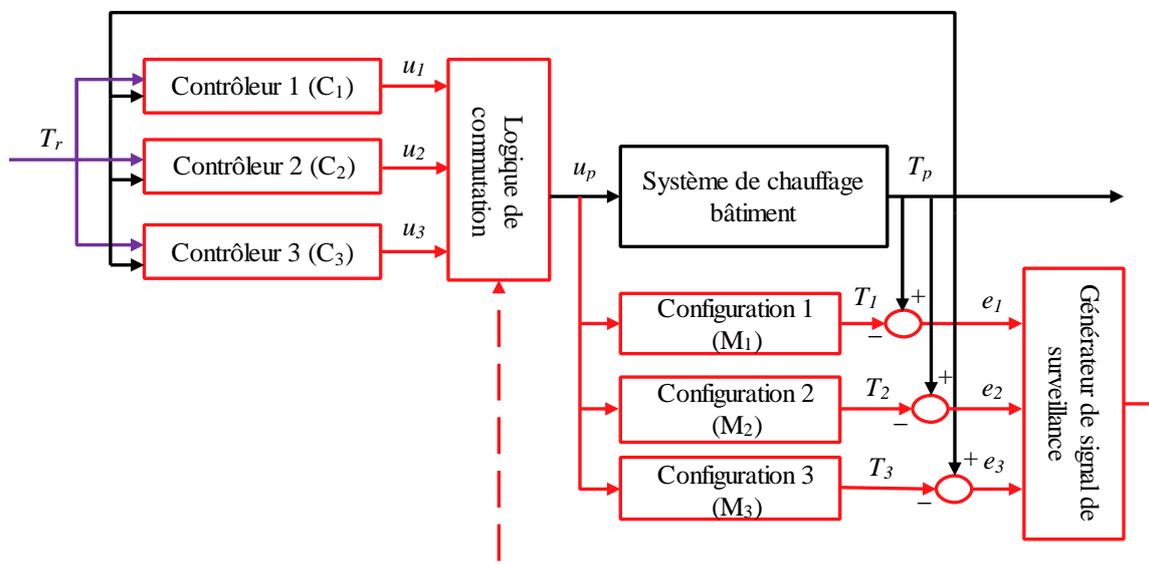
Contrôleur/Configuration	MNN	RBF	MLP
Contrôleur 1/Configuration 1	0.0077	0.0086	0.0053
Contrôleur 1/Configuration 2	0.2176	0.2002	0.2045

Contrôleur 1/Configuration 3	3.64	4.0752	3.6498
Contrôleur 2/Configuration 1	0.0653	0.1111	0.0240
Contrôleur 2/Configuration 2	0.0075	0.0200	0.0123
Contrôleur 2/Configuration 3	0.2436	0.2850	0.3560
Contrôleur 3/Configuration 1	0.1238	0.0890	0.0830
Contrôleur 3/Configuration 2	0.0495	0.0212	0.0683
Contrôleur 3/Configuration 3	0.0121	0.0183	0.0205

Le tableau IV.6 montre que les performances de chaque contrôleur sont bonnes pour le modèle pour lequel il a été formé et moins bonnes pour les autres modèles. Pour cela, il semble que la commande supervisée soit une solution pour assurer une bonne poursuite de la température désirée afin de garantir un bon confort pour les occupants, ce que nous expliquons dans la sous-section suivante.

#### IV.4.4. Implémentation de la commande supervisée pour la régulation de la température dans un bâtiment

La figure IV.11 représente un schéma illustratif de la commande supervisée appliquée pour la régulation de la température d'une zone dans un bâtiment.



**Figure IV.11 :** Commande supervisée appliquée pour la régulation de la température d'une zone dans un bâtiment

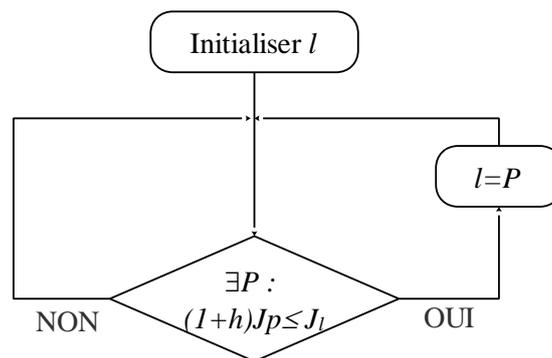
Tout d'abord, chaque modèle  $M_l$  génère une sortie estimée  $T_l$ . La différence entre  $T_l$  et  $T_p$  donne une erreur estimée  $e_l(k) = T_p(k) - T_l(k)$ . Ces erreurs sont traduites en indices de

performance  $J_l(k)$  par le générateur de signaux de surveillance, qui expriment la pertinence des modèles. Un choix populaire de critère de performance est donné ci-dessous.

$$J_l(k) = \alpha_l e_l^2(k) + \beta_l \sum_{j=0}^k \rho_l^{k-j} e_l^2(j); \quad (l = 1, \dots, n) \quad (IV.11)$$

Les paramètres  $(\alpha_l, \beta_l)$  sont positifs et utilisés respectivement pour pondérer l'effet des mesures instantanées fournies par  $e_l^2(k)$  et ceux à long terme étant donné par la seconde partie  $\sum_{j=0}^k \rho_l^{k-j} e_l^2(j)$ .  $\rho_l$  est considéré comme un facteur d'oubli qui donne plus d'importance aux valeurs actuelles de l'erreur,  $\rho = e^{-\lambda} \in [0, 1]$ . La mise en œuvre du superviseur dépend directement du choix de ces paramètres. La sélection du meilleur contrôleur en fonction du plus petit signal d'erreur, correspondant au meilleur indice de performance  $J_l(k)$ . La présence de mesures bruitées et perturbations provoque des commutations trop rapides et fréquentes, ce qui nous a conduits à rajouté une logique de commutation par hystérésis. Supposons que la dernière commutation est produite à l'instant  $t_j$  avec  $\sigma(t) = l \in I$ , où  $l$  est l'indice du contrôleur actif. La valeur  $\sigma$  reste fixe jusqu'à un certain temps  $t_{j+1}$ , où  $(1 + h) \min_{p \in I} J_p(t_{j+1}) \leq J_l(t_{j+1})$  sous la constante  $t_{j+1} > t_j + \varepsilon$ .

Avec une constante d'hystérésis  $h > 0$ . La durée du séjour est alors limitée en dessous par une valeur finie  $\varepsilon$ . A l'instant  $t_{j+1}$  le signal de commutation prend la valeur  $\sigma(t) = \operatorname{argmin}_{l \in I} J_l(t_{j+1})$  jusqu'à ce que la condition de commutation d'hystérésis soit satisfaite à l'instant suivant. Un algorithme schématisant le cycle d'hystérésis est illustré dans la figure IV.12.



**Figure.IV.12** Algorithme de la logique de commutation avec hystérésis

#### IV.4.4.1. Choix des paramètres

La sélection du contrôleur adéquat est basée sur l'erreur minimale qui optimise le critère de performance  $J_l$  donné dans (IV.11). Après plusieurs essais on a opté pour le choix des valeurs des paramètres :  $\alpha_l = 0.5$ ,  $\beta_l = 0.7$ ,  $\rho_l = 0.9$  pour  $l = 1, 2, 3$ , la constante d'hystérésis  $h = 4 \times 10^{-6}$ .

#### IV.4.4.2. Discussion des résultats des simulations

Trois scénarios sont élaborés. Le premier scénario correspond à une journée pour chaque configuration de pièce, le deuxième correspond à trois jours ouvrables avec un changement de configuration et le troisième correspond à une configuration de bâtiment différente de celles prises auparavant pour valider l'approche proposée. Le schéma de la commande supervisée utilisé pour la régulation de la température ambiante dans une zone de bâtiment est présenté dans la figure IV.11.

Maintenant que les différents paramètres de réglage ont été déterminés et les différents scénarios ont été définis, nous nous intéressons aux résultats obtenus par rapport à notre objectif initial.

##### A. Le premier scénario (une journée)

Dans ce scénario, nous avons simulé l'approche de contrôle proposée pour une journée en utilisant trois structures de réseaux de neurones (MLP, RBF et MNN), pour trois cas.

##### 1. Premier cas

Les résultats de simulation concernant la zone avec une bonne isolation sont donnés dans les figures IV.13, IV.14 et IV.15.

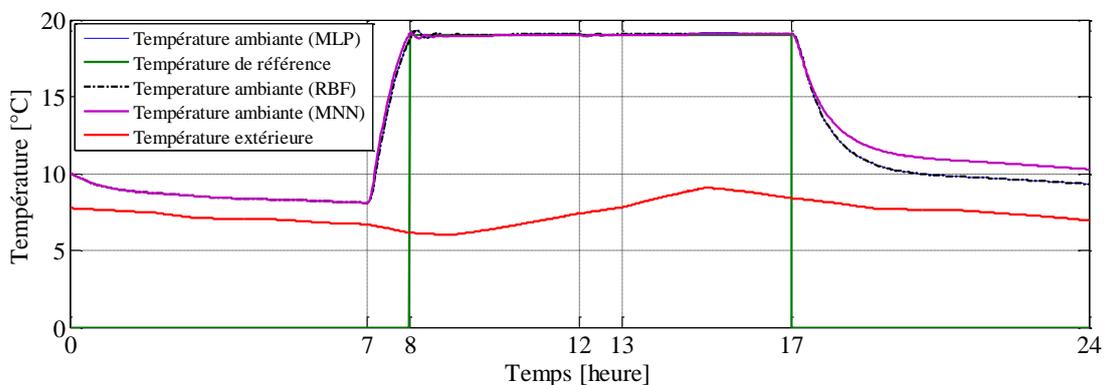


Figure IV.13 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence

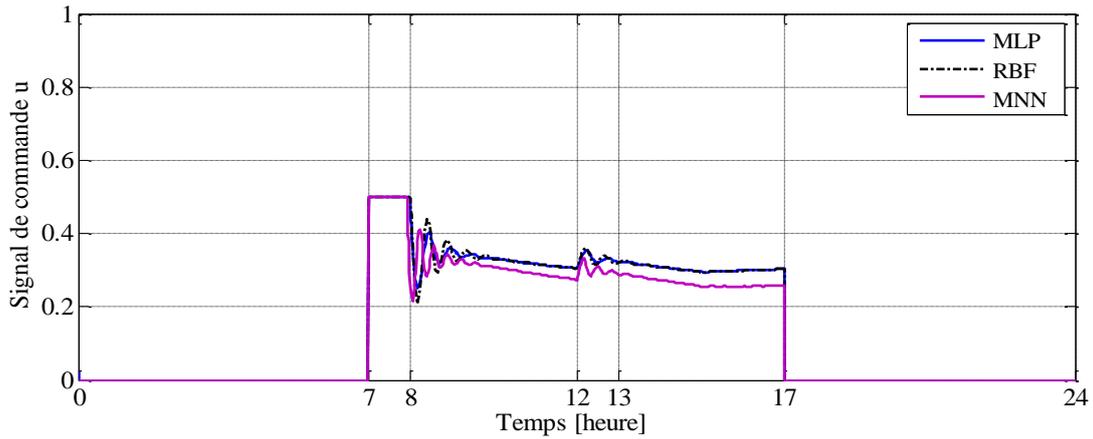


Figure IV.14 : Signal de commande

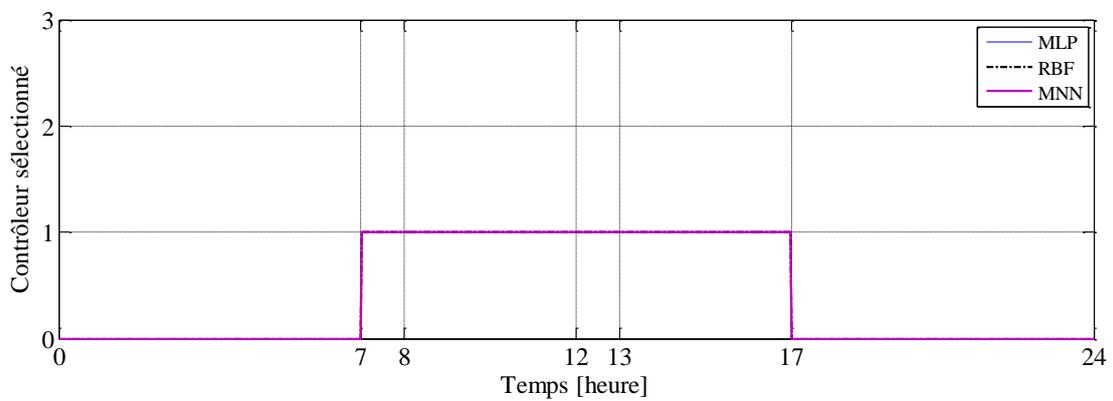


Figure IV.15 : Contrôleur sélectionné par le superviseur

## 2. Deuxième cas

Les résultats de simulation dans le cas d'une zone à isolation moyenne sont donnés dans les figures IV.16, IV.17 et IV.18.

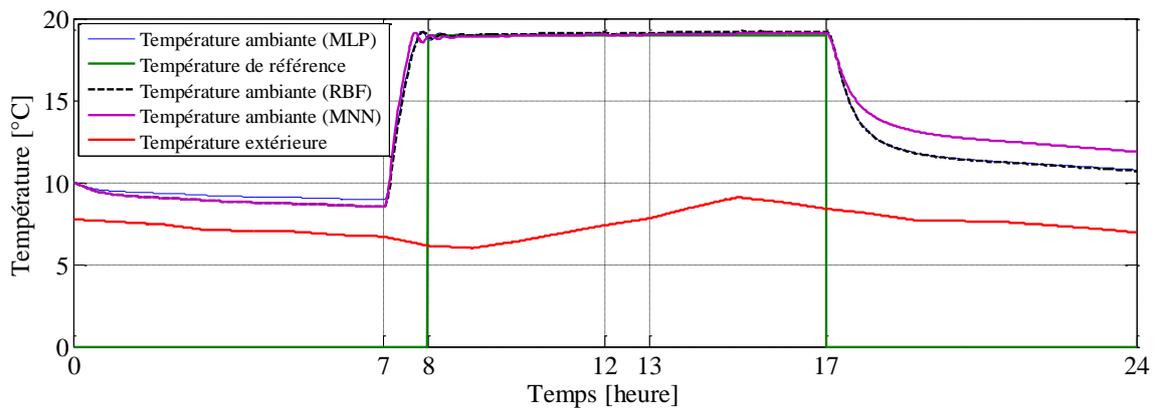


Figure IV.16 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence

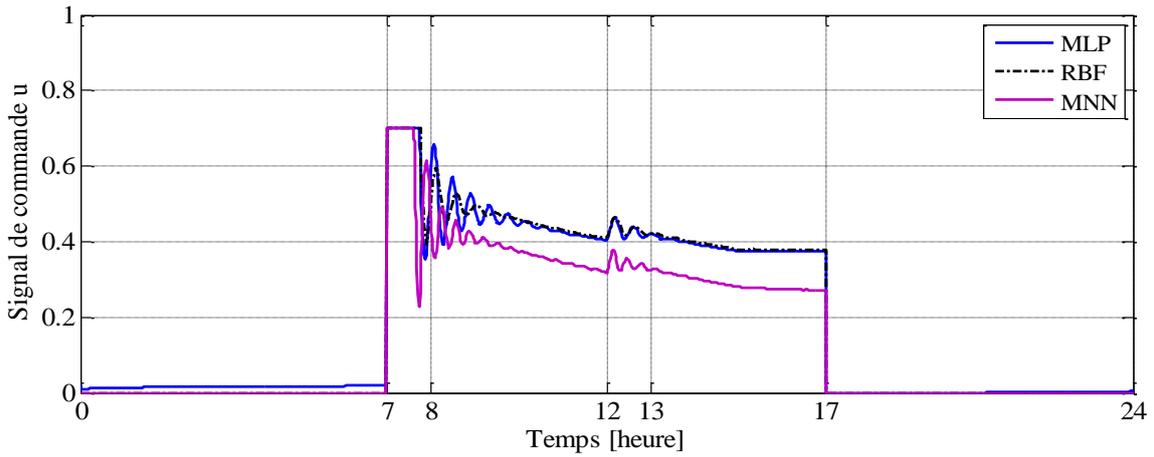


Figure IV.17 : Signal de commande

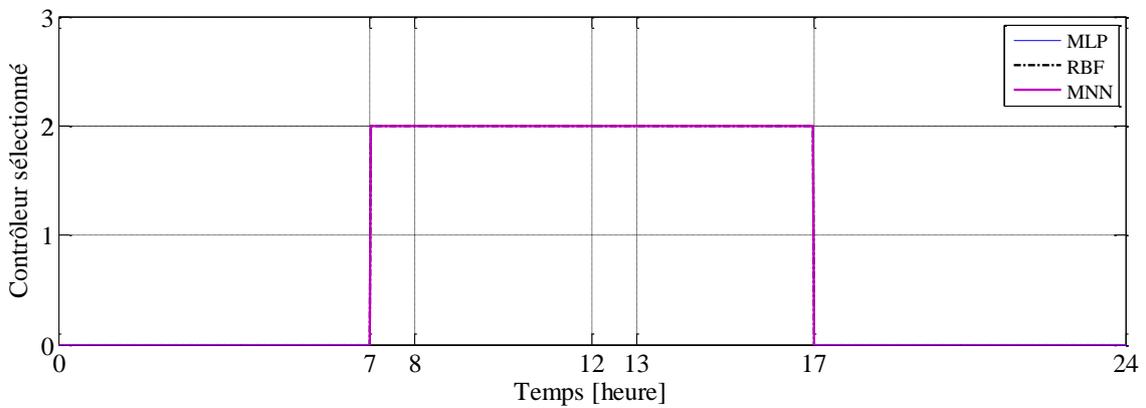


Figure IV.18 : Contrôleur sélectionné par le superviseur

### 3. Troisième cas

Les résultats de simulation dans le cas d'une zone avec une mauvaise isolation sont donnés dans les figures IV.19, IV.20 et IV.21.

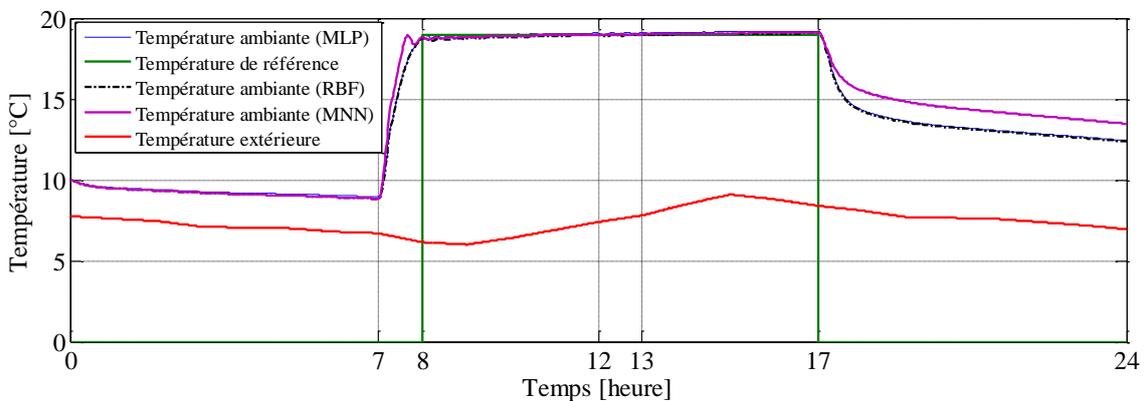


Figure IV.19 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence

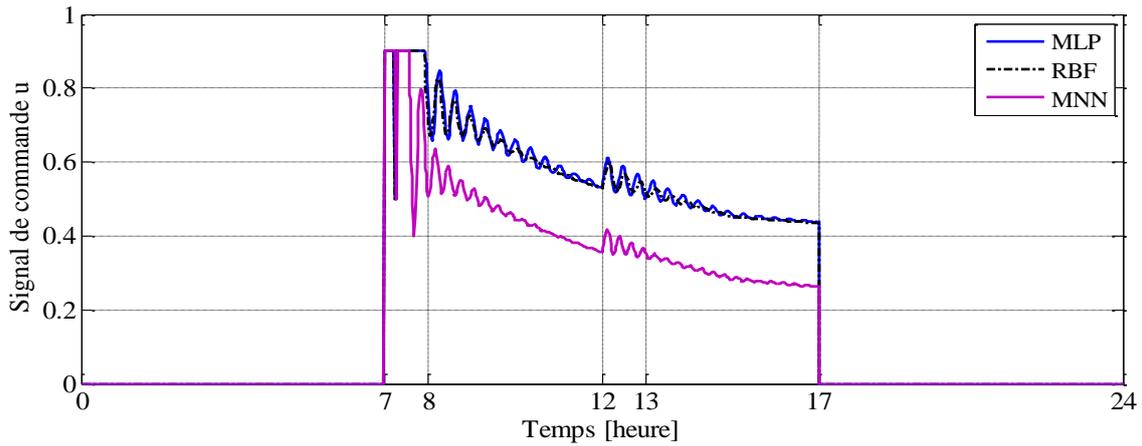


Figure IV.20 : Signal de commande

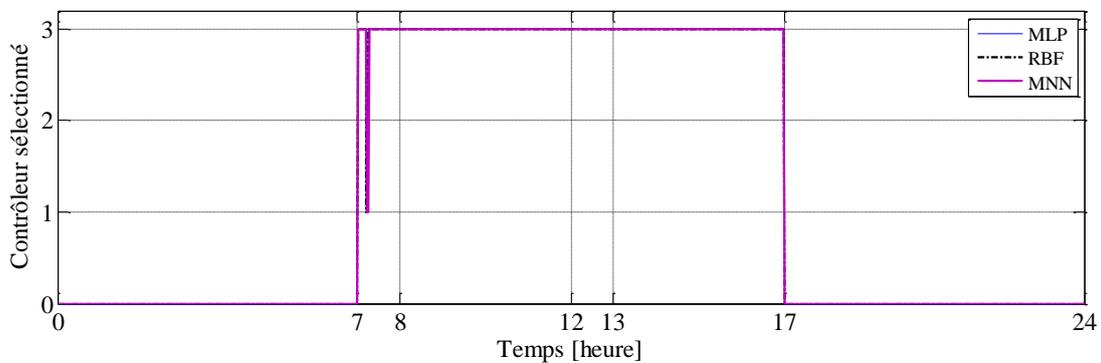


Figure IV.21 : Contrôleur sélectionné par le superviseur

Le tableau IV.7 indique les erreurs quadratiques moyennes des trois cas avec les trois réseaux de neurones.

Tableau IV.7 : MSE pendant la période d'occupation

Coefficient de transfert thermique	MLP	RBF	MNN
Bonne isolation [0 0 0]	0.0087	0.0085	0.0021
Moyenne isolation [0.25 0.0001 0.25]	0.0089	0.0199	0.0046
Mauvaise isolation [0.6 0.6 0.6]	0.0119	0.0208	0.0097

Nous remarquons dans les figures IV.13, IV.16 et IV.19 que la température ambiante de la zone (bureau) suit la consigne (température désirée) avec des petites erreurs quadratique moyenne pour les trois structures de réseaux de neurones (voir le tableau IV.7), malgré la présence des différentes perturbations.

Les signaux de commande présentés dans les figures IV.14, IV.17 et IV.20 restent dans des intervalles normalisés variant entre 0 et 1 (1 correspond à la puissance maximale 1500W),

certaines oscillations dues aux différentes perturbations apparaissent. Dans les trois cas, le superviseur choisit à chaque instant le meilleur contrôleur parmi les trois comme le montrent les figures IV.15, IV.18 et IV.21 respectivement. En général, on peut dire que dans le premier scénario, on reconnaît le bâtiment et l'on assure un bon contrôle.

### B. Deuxième scénario (3 jours)

Dans ce scénario, nous avons simulé le processus sur une période de trois jours, pour les deux premiers jours nous considérons que la zone est bien isolée, mais pour le troisième jour l'isolation est dégradée à l'état d'isolation moyenne. Les résultats de la simulation sont présentés dans les figures IV.22 et IV.23.

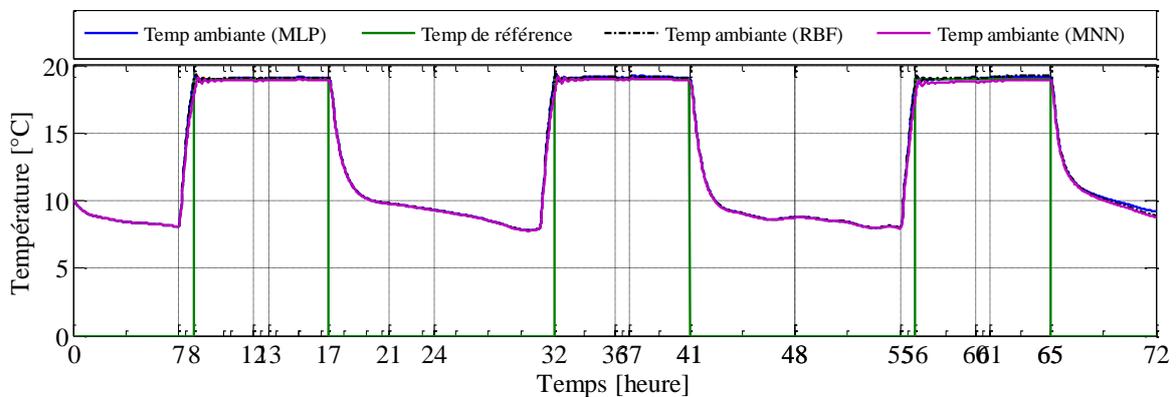


Figure IV.22 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence

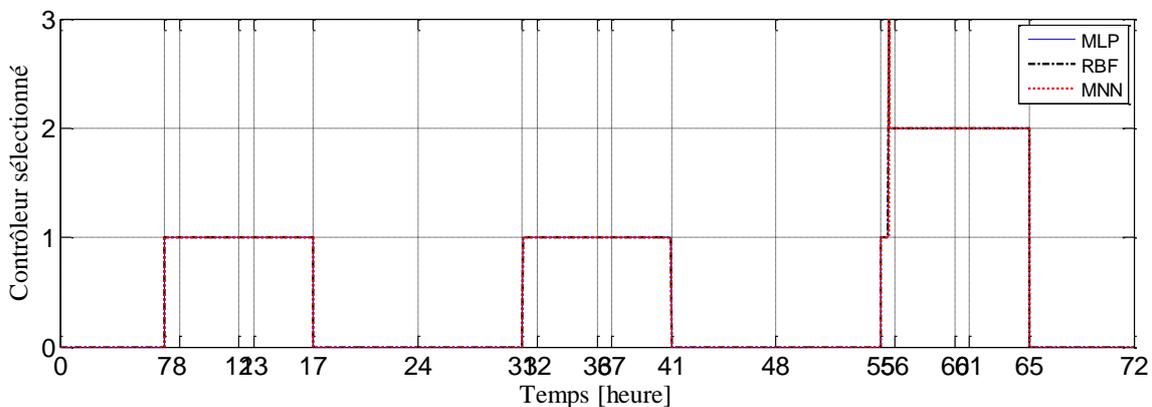


Figure IV.23 : Contrôleur sélectionné par le superviseur

D'après la figure IV.22, nous observons que pendant trois jours, la température ambiante de la pièce suit parfaitement la température souhaitée, malgré la dégradation de l'isolation. La figure IV.23 montre que le contrôleur sélectionné par le superviseur à chaque instant, est le plus approprié.

### C. Troisième scénario (Performance de la commande supervisée)

Pour valider l'efficacité de la commande supervisée, nous utilisons cette méthode pour

contrôler un autre bâtiment avec autres coefficients entre le deuxième et le troisième cas. Les figures IV.24, IV.25 et IV.26 montrent les résultats de la simulation.

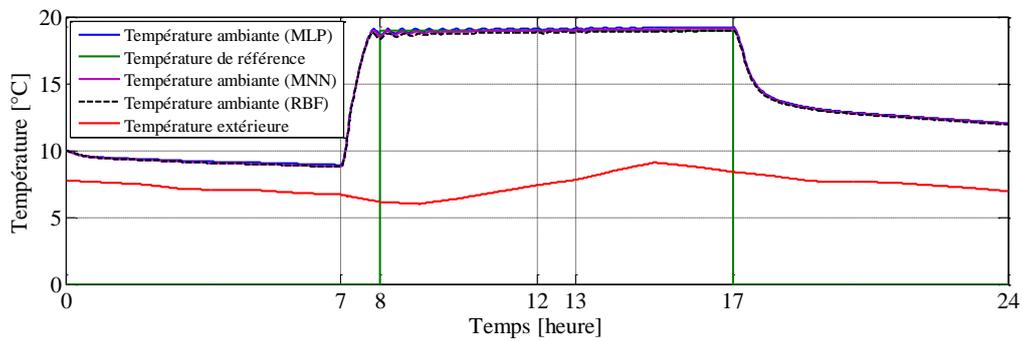


Figure IV.24 : Température ambiante de la pièce et celle de modèle de référence

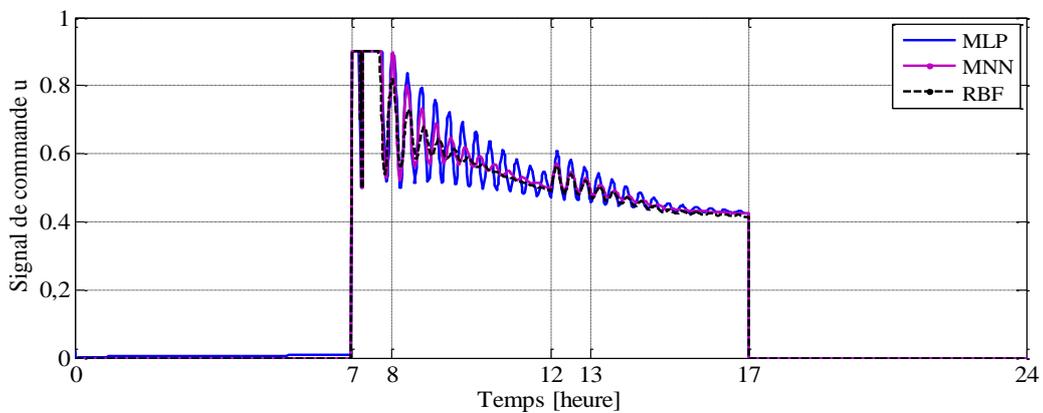


Figure IV.25 : Signal de commande

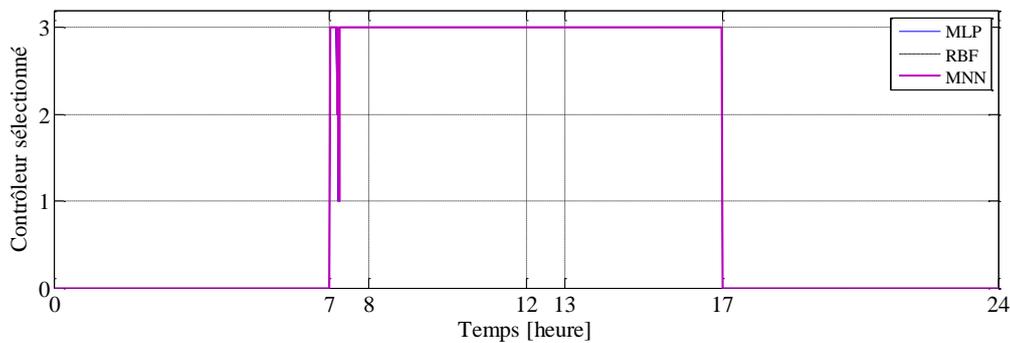


Figure IV.26 : Contrôleur sélectionné par le superviseur

Tableau IV.8 : MSE pendant la période d'occupation

Coefficient de transfert thermique	MLP	RBF	MNN
[0.5 0.4 0.5]	0.0462	0.0173	0.0994

La figure IV.24 montre que les sorties des trois réseaux neuronaux ont suivi la consigne avec de très faibles erreurs, comme le montre le tableau IV.8. Les figures IV.25 et IV.26 présentent le signal de commande et le contrôleur approprié sélectionné par le superviseur

respectivement.

Les résultats de ce scénario montrent que, quelle que soit la configuration du système, le superviseur choisit le contrôleur approprié pour assurer un bon confort.

#### IV.4.4.3. Évaluation numérique des objectifs de la commande

Le tableau IV.9 présente les indices de performance pour l'approche de contrôle supervisée utilisant trois architectures de réseaux neuronaux (MLP, RBF et MNN) dans le premier et le troisième scénario. Pour le deuxième scénario, les valeurs sont approximativement les mêmes que pour le premier scénario, c'est pourquoi elles ne sont pas prises en compte.

**Tableau IV.9 :** Indices de performance

Type de réseau	Coefficient de transfert thermique (mur, plancher et plafond)	Indice de confort [°Ch]	Indice de consommation [kWh]	Indice de stabilité de la température [°C]	Indice de stabilité de la commande
<b>MLP</b>	[0 0 0]	0.6977	5.0429	1.4144	$2.7743 \times 10^{-5}$
	[0.25 0.0001 0.25]	0.7492	6.8030	3.7818	$5.0291 \times 10^{-5}$
	[0.6 0.6 0.6]	0.8941	8.8471	3.2205	$9.4755 \times 10^{-5}$
	[0.5 0.4 0.5]	1.0708	8.3601	4.7750	$8.1774 \times 10^{-5}$
<b>RBF</b>	[0 0 0]	0.7364	5.0455	2.7176	$4.2183 \times 10^{-5}$
	[0.25 0.0001 0.25]	1.1449	6.7092	4.7764	$2.6900 \times 10^{-5}$
	[0.6 0.6 0.6]	0.9379	8.7148	3.4005	$5.2405 \times 10^{-5}$
	[0.5 0.4 0.5]	1.6428	8.1061	6.0983	$2.5174 \times 10^{-5}$
<b>MNN</b>	[0 0 0]	0.3481	4.1462	2.4146	$3.3145 \times 10^{-5}$
	[0.25 0.0001 0.25]	0.5201	4.8656	2.4228	$3.4954 \times 10^{-5}$
	[0.6 0.6 0.6]	0.7136	5.5843	2.8914	$5.2678 \times 10^{-5}$
	[0.5 0.4 0.5]	0.7502	8.2348	3.6789	$3.5558 \times 10^{-5}$

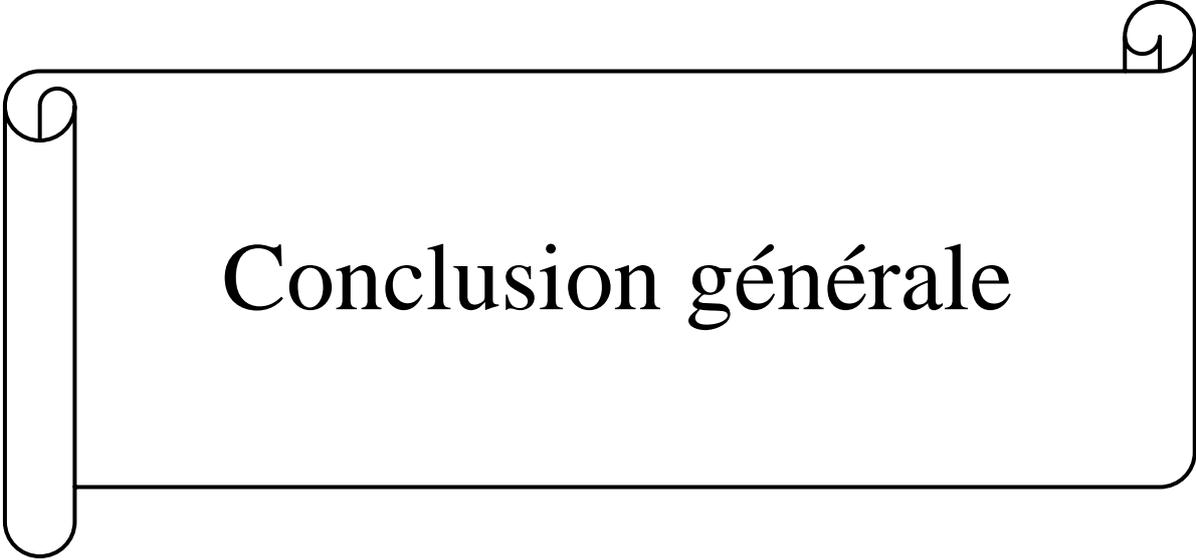
Les résultats du tableau IV.9 montrent que, d'une part, les valeurs de l'indice de confort sont très faibles qui indiquent que l'erreur entre le point de consigne et la température ambiante de sortie converge vers zéro pendant la période d'occupation et cela signifie que le confort est maintenu. D'autre part, les petites valeurs de la consommation reflètent la faible consommation d'énergie. Sur les deux dernières colonnes de ce tableau, nous remarquons que les points locaux maximums ne sont pas éloignés du point de consigne et le signal de commande est stable. Lorsque nous comparons les trois architectures de réseaux de neurones en utilisant les différentes colonnes, nous constatons que celles des MNN sont meilleures que celles de la MLP et de la RBF. D'après le tableau IV.9, nous constatons que le MNN donne les meilleurs résultats

en termes de suivi, ce en raison des éléments de mémoire qui donnent au réseau une grande capacité de convergence.

## **IV.5. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons développé une stratégie de commande supervisée basée sur la reconnaissance de la configuration et la sélection du contrôleur approprié afin de réguler la température ambiante autour du point de consigne souhaité dans une zone de bâtiment. Le schéma de contrôle est basé sur la commutation et le réglage entre trois paires prédéfinies de modèles/contrôleurs, on a atteint l'objectif de réduire l'énergie consommée et de maintenir un certain niveau de confort thermique pour les occupants. Cette approche prend en considération les différentes perturbations et contraintes. Dans ce travail, nous avons simulé et illustré trois types de réseaux de neurones (MLP, RBF et MNN) utilisés pour définir les différentes configurations (état d'isolation) et contrôleurs d'un système de chauffage bâtiment.

Les résultats des simulations ont montré la validité et l'efficacité de ces architectures. Après l'étude comparative basée sur leurs indices de performance, nous avons conclu que malgré la complexité et le long temps de simulation des réseaux de neurones MNN, ils donnent de meilleurs résultats par rapport aux deux autres réseaux (MLP et RBF) ; c'est pourquoi il est intéressant de choisir ce type de réseaux pour contrôler ce type de système.



Conclusion générale

## **Conclusion générale**

La maîtrise des flux énergétiques à l'intérieur du bâtiment est un sujet d'actualité largement promu par l'engagement gouvernemental et incité par l'évolution croissante des solutions technologiques pour l'autoconsommation d'électricité. Un des fondements de la conception des bâtiments intelligents repose sur l'optimisation des flux d'énergie grâce à une gestion active des équipements de consommation.

L'ensemble de cette thèse est dédié à la régulation thermique dans un bâtiment en explorant une nouvelle stratégie capable de s'adapter aux différentes conditions de fonctionnement dans le but de réduire la consommation d'énergie et d'assurer un bon confort thermique pour les occupants. La méthodologie proposée est basée sur les réseaux de neurones qui sont considérés comme des approximateurs universels parcimonieux. Ces derniers sont plus efficaces en présence de systèmes non linéaires multi-entrées/multi-sorties comme le système CVC, en les comparant aux méthodes classiques, l'approche développée est celle de la commande supervisée basée sur les multi-modèles et les multi-contrôleurs et un superviseur qui a pour rôle de détecter le mode de fonctionnement et de réagir en conséquence. A chaque instant, le modèle le plus proche du fonctionnement actuel du procédé est déterminé et le contrôleur correspondant est mis en marche. L'idée principale derrière cette approche est de surmonter les limites de l'utilisation d'un seul contrôleur et de faire face aux non linéarités, aux incertitudes des paramètres et à la constante de temps du système de chauffage.

Nous avons abordé nos travaux avec une étude de la place des bâtiments dans la consommation qui nous a aidé à mettre aux devants de l'attention l'importance du secteur bâtiments résidentiels tertiaires au plan de la consommation d'énergie, appuyé à ce propos de quelques statistiques clés sur cette dernière dans différents secteurs (industriels, transport et autres). Y est également évoqué la modélisation du comportement du système chauffage bâtiment pour la régulation thermique. La boîte à outils SIMBAD que nous avons utilisée pour effectuer la simulation en boucle ouverte est aussi décrite. Nous avons vu que plusieurs paramètres peuvent influencer sur la température interne de la pièce, entre autres : géométriques, climatiques, énergétiques, etc. Pour les simulations faites nous avons supposé que la pièce considérée soit un bureau de travail et donc la régulation de la température devrait être appliquée pendant les heures d'occupation de huit heures du matin à dix-sept heures. On a présenté par la suite les différents objectifs de la commande du système de chauffage dans un bâtiment (chapitre 1).

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur les différentes techniques de commande utilisées pour la régulation thermique des bâtiments. Ces techniques sont principalement : les techniques classiques, avancées, intelligentes et hybrides.

Dans le troisième chapitre, l'utilisation des réseaux de neurones nous a permis de voir la puissance de cet outil, notamment dans l'identification et la commande, qui sont des étapes importantes dans l'étude des systèmes dynamiques ayant des caractéristiques complexes non linéaires. Les résultats d'identification et de commande du système de chauffage bâtiment avec trois types de réseaux de neurones montrent leurs efficacité, et ce malgré les degrés supérieurs de non linéarité du procédé étudié.

La principale contribution de ce travail de recherche apparaît au cours du quatrième chapitre portant sur le développement de la commande supervisée à base des réseaux de neurones et son application sur le système de chauffage bâtiment qui a pour but d'assurer la stabilité avec une amélioration des performances du système de chauffage. Pour l'élaboration de cette dernière, nous avons utilisé la commande supervisée selon une approche multi-contrôleurs et multi-modèles pour identifier les différents modèles (configurations) du bâtiment, et paramétrer les différents contrôleurs. Après l'implémentation de l'approche proposée et plusieurs tests de simulation de trois scénarios, on a constaté que les résultats obtenus ont montré l'efficacité, la robustesse et l'apporte bénéfique de cette stratégie de commande.

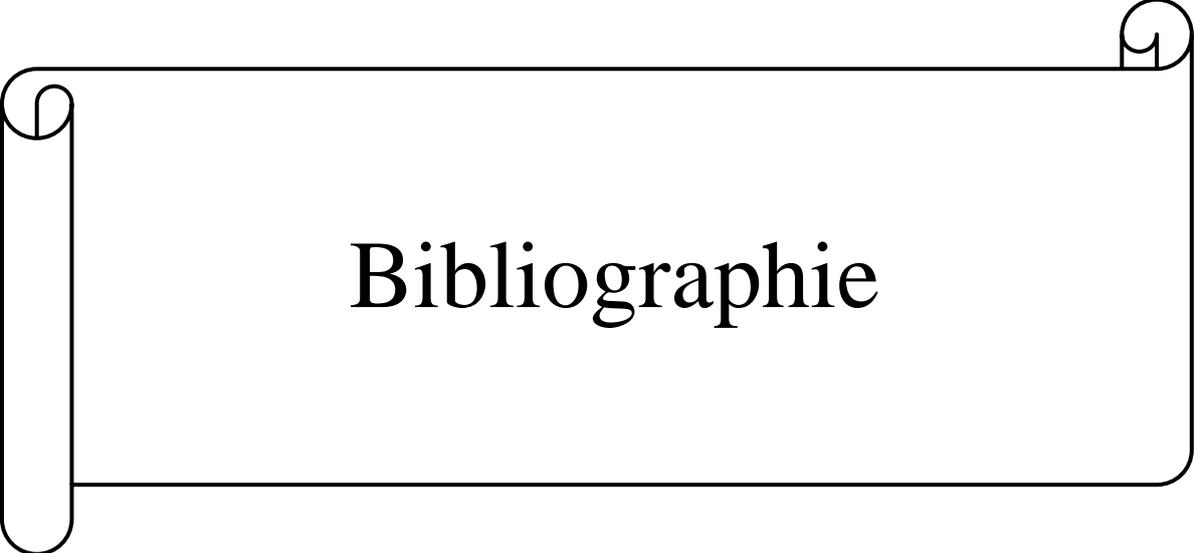
## **Perspectives**

Les travaux décrits dans cette thèse peuvent se poursuivre sur plusieurs voies de recherche.

Les principales pistes théoriques sont listées ci-dessous :

- Extension de l'algorithme aux cas multi-sources : comment gérer par exemple un chauffage au sol et un chauffage électrique.
- Utilisation de la commande à base des réseaux de communications des systèmes de chauffage bâtiment (network control).
- Utilisation d'une base de données de gestion des bâtiments, l'intégration de différents critères, l'étude théorique de la stabilité et de la robustesse de cette approche et d'autres méthodes basées sur la synchronisation adaptative de systèmes multi-agents avec résilience aux défaillances des liaisons de communication.

D'un point de vue applicatif, les perspectives visent généralement l'application des approches sur un bâtiment réel.



**Bibliographie**

---

**Bibliographie**

- [1] International Energy Agency World Energy Outlook 2018 2018 661. <https://doi.org/10.1787/weo-2018-en>
- [2] Pérez-Lombard, L., Ortiz, J., & Pout, C. (2008). A review on buildings energy consumption information. *Energy and buildings*, 40(3), 394-398. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2007.03.007>
- [3] Kyle, P., Clarke, L., Rong, F., & Smith, S. J. (2010). Climate policy and the long-term evolution of the US buildings sector. *The Energy Journal*, 31(2). <https://doi.org/10.5547/ISSN0195-6574-EJ-Vol31-No2-6>
- [4] Eom, J., Clarke, L., Kim, S. H., Kyle, P., & Patel, P. (2012). China's building energy demand: long-term implications from a detailed assessment. *Energy*, 46(1), 405-419. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.08.009>
- [5] Ürge-Vorsatz, D., Cabeza, L. F., Serrano, S., Barreneche, C., & Petrichenko, K. (2015). Heating and cooling energy trends and drivers in buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41, 85-98. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.08.039>
- [6] Han, Z., & Narendra, K. S. (2012). New concepts in adaptive control using multiple models. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 57(1), 78-89. <https://doi.org/10.1109/TAC.2011.2152470>
- [7] Li, X. L., Jia, C., Liu, D. X., & Ding, D. W. (2014). Nonlinear adaptive control using multiple models and dynamic neural networks. *Neurocomputing*, 136, 190-200. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.01.013>
- [8] Wang, S., & Ma, Z. (2008). Supervisory and optimal control of building HVAC systems: A review. *Hvac&R Research*, 14(1), 3-32. <https://doi.org/10.1080/10789669.2008.10390991>
- [9] Kersting, S., & Buss, M. (2018). How to systematically distribute candidate models and robust controllers in multiple-model adaptive control: A coverage control approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 63(4), 1075-1089. <https://doi.org/10.1109/TAC.2017.2731946>
- [10] Narendra, K. S., & Parthasarathy, K. (1990). Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on neural networks*, 1(1), 4-27. <https://doi.org/10.1109/72.80202>
- [11] Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of control, signals and systems*, 2(4), 303-314. <https://doi.org/10.1007/BF02551274>
- [12] Rivals, I., Personnaz, L., Dreyfus, G., & Ploix, J. L. (1995). Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones: principes fondamentaux, méthodologie de

- conception et illustrations industrielles. *Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de procédés*, JP Corriou, ed. (Lavoisier Tec & Doc, 1995).
- [13] Moon, J. W., Lee, J. H., & Kim, S. (2014). Evaluation of artificial neural network-based temperature control for optimum operation of building envelopes. *Energies*, 7(11), 7245-7265. <https://doi.org/10.3390/en7117245>
- [14] Berry, A., & Alaskr, H. (2018). Using Artificial Neural Network Technique to Save Energy Consumption in HVAC Systems. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(12), 10517-10524.
- [15] Hagra, H. (2008). Employing computational intelligence to generate more intelligent and energy efficient living spaces. *International Journal of Automation and Computing*, 5(1), 1-9. <https://doi.org/10.1007/s11633-008-0001-7>
- [16] Biswas, M. R., Robinson, M. D., & Fumo, N. (2016). Prediction of residential building energy consumption: A neural network approach. *Energy*, 117, 84-92. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.10.066>
- [17] Prakash, S., Gopinath, N. P., & Suganthi, J. (2018). Wind and solar energy forecasting system using artificial neural networks. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118(5), 845-854.
- [18] Ata, R. (2015). RETRACTED: artificial neural networks applications in wind energy systems: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49, 534-562. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.166>
- [19] Mishra, S. P., & Dash, P. K. (2018). Short term wind speed prediction using multiple kernel pseudo inverse neural network. *International Journal of Automation and Computing*, 15(1), 66-83. <https://doi.org/10.1007/s11633-017-1086-7>
- [20] Elsheikh, A. H., Sharshir, S. W., Abd Elaziz, M., Kabeel, A. E., Guilan, W., & Haiou, Z. (2019). Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review. *Solar Energy*, 180, 622-639. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.01.037>
- [21] Olalekan, S., Abdullahi, M. I., & Olabisi, A. (2018). Modeling of solar radiation using artificial neural network for renewable energy application. *Journal of Applied Physics*, 10(2), 6-12. <https://doi.org/10.9790/4861-1002030612>
- [22] Tan, R. M., & Cao, Y. (2019). Multi-layer contribution propagation analysis for fault diagnosis. *International Journal of Automation and Computing*, 16(1), 40-51. <https://doi.org/10.1007/s11633-018-1142-y>
- [23] SIMBAD Building and HVAC Toolbox, Version 4.0 ed, CSTB, 84, avenue Jean Jaurès-Champs-sur-Marne-B-P 2- F-77421 Marnela Vallée Cedex 2, March 2005.
- [24] LEKHAL, M. C. (2018). *Modélisation du comportement thermique d'un bâtiment équipé de système combiné, capteur solaire et puits canadien* (Doctoral dissertation).

- [25] Taleb, H. M., & Sharples, S. (2011). Developing sustainable residential buildings in Saudi Arabia: A case study. *Applied Energy*, 88(1), 383-391. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.07.029>
- [26] Itani, T., Ghaddar, N., & Ghali, K. (2013). Strategies for reducing energy consumption in existing office buildings. *International Journal of Sustainable Energy*, 32(4), 259-275. <https://doi.org/10.1080/14786451.2011.622765>
- [27] Taleb, H. M. (2014). Using passive cooling strategies to improve thermal performance and reduce energy consumption of residential buildings in UAE buildings. *Frontiers of Architectural Research*, 3(2), 154-165. <https://doi.org/10.1016/j.foar.2014.01.002>
- [28] Alkhateeb, E., & Hijleh, B. A. (2017). Potential of upgrading federal buildings in the United Arab Emirates to reduce energy demand. *Procedia Engineering*, 180, 61-70. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.04.165>
- [29] Gong, X., Jia, C., Yu, Y., & Li, C. (2019, August). Optimization of passive design measures for residential buildings in Chinese hot summer and cold winter areas. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 310, No. 2, p. 022058). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/310/2/022058>
- [30] APRUE (2015). National Agency for the Promotion and Rationalization of Energy Use, Algeria.
- [31] Gallissot, M. (2012). *Modéliser le concept de confort dans un habitat intelligent: du multisensoriel au comportement* (Doctoral dissertation, Grenoble).
- [32] ISO7730:2005, Ergonomics of the thermal environment-analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of PMV and PPD indices and local thermal comfort criteria. International Organization for Standardization. 2005.
- [33] American Society of Heating, Refrigerating, Air-Conditioning Engineers, & American National Standards Institute. (2004). *Thermal environmental conditions for human occupancy* (Vol. 55, No. 2004). American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers.
- [34] ANSI/ASHRAE Standard 55-2010. Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy. American Society of Heating, Refrigerating, and Air-Conditioning Engineers Inc, Atlanta. 2010.
- [35] Zürcher, C., & Frank, T. (2014). *Physique du bâtiment : construction et énergie*. vdf Hochschulverlag AG.
- [36] s.d. site internet : <https://conseils-thermiques.org/contenu/confort-thermique.php>.
- [37] VISIER, J. C. (1988). Pratique de l'intermittence du chauffage dans les locaux à occupation continue. *Cahiers du Centre scientifique et technique du bâtiment*, (293).
- [38] CSTB, <http://www.cstb.fr>. SIMBAD Building and HVAC Toolbox, 4.0 edition, 2005.

- [39] Fumo, N., Mago, P., & Luck, R. (2010). Methodology to estimate building energy consumption using EnergyPlus Benchmark Models. *Energy and Buildings*, 42(12), 2331-2337. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.07.027>
- [40] Eftaxias, G., Sutherland, G., & Santamouris, M. (1999). A building simulation toolbox for MATLAB. *SIMULINK, Installation Guide and User Manual, Group Building Environmental Studies, Department of Applied Physics, University of Athens*.
- [41] Djukanovic, R., Wargocki, P., & Fanger, P. O. (2002). Cost-benefit analysis of improved air quality in an office building. In *Proceedings of Indoor Air 2002* (Vol. 1, pp. 808-813).
- [42] Graux, D., Genevès, P., & Layaïda, N. (2017). HAP: Building Pipelines with Heterogeneous Data and Hive.
- [43] Yu, S. G., Kim, S. H., Seo, J. K., & Kim, S. M. (2013). Analysis of energy efficiency of light-weight wood frame house and wooden passive house using PHPP. *Journal of the Architectural Institute of Korea Planning & Design*, 29(8), 199-207. [https://doi.org/10.5659/JAIK\\_PD.2013.29.8.199](https://doi.org/10.5659/JAIK_PD.2013.29.8.199)
- [44] Alwetaishi, M. (2018). Advanced energy architectural configurations and its influence on the indoor environment in various climatic regions. *Cogent Engineering*, 5(1), 1469954. <https://doi.org/10.1080/23311916.2018.1469954>
- [45] Pourarian, S., Kearsley, A., Wen, J., & Pertzborn, A. (2016). Efficient and robust optimization for building energy simulation. *Energy and buildings*, 122, 53-62. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.04.019>
- [46] Antoniadis, C. N., & Martinopoulos, G. (2019). Optimization of a building integrated solar thermal system with seasonal storage using TRNSYS. *Renewable Energy*, 137, 56-66. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.03.074>
- [47] Hoes, P., Loonen, R. C. G. M., Trcka, M., & Hensen, J. (2012). Performance prediction of advanced building controls in the design phase using ESP-r, BCVTB and MATLAB. *BSO12 (IBPSA-England). Loughborough, UK*.
- [48] Bloem, J. J., Colli, A., & Strachan, P. A. (May 2005). Passive and Low Energy Cooling for the Built Environment. *In the building sector. In International Conference*, Santorini, Greece.
- [49] Recht, T., Munaretto, F., Schalbart, P., & Peuportier, B. (2014). Analyse de la fiabilité de COMFIE par comparaison à des mesures. Application à un bâtiment passif. *Proceedings IBPSA France*, 8.
- [50] Filfli, S., & Marchio, D. (2012). Parametric models of energy consumption based on experimental designs and applied to building-system dynamic simulation. *Journal of Building Performance Simulation*, 5(5), 277-299. <https://doi.org/10.1080/19401493.2011.571289>

- [51] Amer, M., Namaane, A., & M'sirdi, N. K. (2013). Optimization of hybrid renewable energy systems (HRES) using PSO for cost reduction. *Energy Procedia*, 42, 318-327. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2013.11.032>
- [52] Riederer, P., Vaezi-Nejad, H., Husaunndee, A., & Bruyat, F. (2001, August). Development and quality improvement of HVAC control systems in virtual laboratories. In *BS2001 conference, Rio de Janeiro, Brazil* (pp. 13-15).
- [53] Husaunndee, A., Jandon, M., Lambert, A., Motte, E., Todtli, J., & Visier, J. C. (2001, September). Integrated control of HVAC system, lighting and blind in a building zone. In *Clima2000 conference, Napoli, Italy* (pp. 15-18).
- [54] Lahrech, R., Gruber, P., Riederer, P., Tessier, P., & Visier, J. C. (2001, August). Simulation models for testing control systems for HVAC applications. In *BS2001 conference, Rio de Janeiro, Brazil* (pp. 13-15).
- [55] Subramaniam, A. M., Jain, T., & Yamé, J. J. (2019, July). Output injected nonlinear observer for diagnosing faults in multi-zone building. In *2019 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)* (pp. 660-665). IEEE. <https://doi: 10.1109/AIM.2019.8868354>
- [56] Riederer, P., Marchio, D., & Visier, J. C. (2002). Influence of sensor position in building thermal control: criteria for zone models. *Energy and buildings*, 34(8), 785-798. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(02\)00097-X](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00097-X)
- [57] Jreijiry, D., Husaunndee, A., Inard, C., & Villenave, J. G. (2003, August). Control of ventilation in buildings using SIMBAD building and HVAC toolbox. In *Proceedings of Building Simulation* (Vol. 3, pp. 591-598).
- [58] Lefort, A., Bourdais, R., Ansanay-Alex, G., & Guéguen, H. (2013). Hierarchical control method applied to energy management of a residential house. *Energy and Buildings*, 64, 53-61. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.04.010>
- [59] Moroşan, P. D., Bourdais, R., Dumur, D., & Buisson, J. (2010). Building temperature regulation using a distributed model predictive control. *Energy and Buildings*, 42(9), 1445-1452. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.03.014>
- [60] SIMBAD Building and HVAC Toolbox, (SIMulator of Building And Devices), Version 4.0, mars 2005.
- [61] Hannachi-Belkadi, N. K. (2008). *Développement d'une méthodologie d'assistance au commissionnement des bâtiments à faible consommation d'énergie* (Doctoral dissertation, Université Paris-Est).
- [62] Morosan, P. D. (2011). *Commande prédictive distribuée. Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments* (Doctoral dissertation, Supélec).
- [63] Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I., & Ibrahim, T. (2014). A review on optimized control systems for building energy and comfort management of

- smart sustainable buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 34, 409-429. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.03.027>
- [64] Dounis, A. I., & Caraiacos, C. (2009). Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(6-7), 1246-1261. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.015>
- [65] Wang, Y., Kuckelkorn, J., & Liu, Y. (2017). A state of art review on methodologies for control strategies in low energy buildings in the period from 2006 to 2016. *Energy and Buildings*, 147, 27-40. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.04.066>
- [66] Newman, H. M., & Morris, M. D. (1994). *Direct digital control of building systems: theory and practice*. John Wiley & Sons.
- [67] Thomas, B., Soleimani-Mohseni, M., & Fahlén, P. (2005). Feed-forward in temperature control of buildings. *Energy and Buildings*, 37(7), 755-761. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2004.10.002>
- [68] Virk, G. S., Cheung, J. M., & Loveday, D. L. (1991, March). The development of adaptive control techniques for BEMS. In *International Conference on Control 1991. Control'91* (pp. 329-334). IET.
- [69] Thomas, B., & Soleimani-Mohseni, M. (2002). Intelligent thermostats save energy and give improved control performances. In *ACEEE Summer Study on energy efficiency in buildings, Montrey, USA, 2002*.
- [70] Derek, T., & Clements-Croome, J. (1997). What do we mean by intelligent buildings?. *Automation in construction*, 6(5-6), 395-400. [https://doi.org/10.1016/S0926-5805\(97\)00018-6](https://doi.org/10.1016/S0926-5805(97)00018-6)
- [71] Soleimani-Mohseni, M. (2002). Feed-forward control and dynamic modelling in temperature control of buildings.
- [72] Mirinejad, H., Sadati, S. H., Ghasemian, M., & Torab, H. (2008). Control techniques in heating, ventilating and air conditioning (hvac) systems 1. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2008.777.783>
- [73] Wen, J., & Smith, T. F. (2001, November). Effect of thermostat time constant on temperature control and energy consumption. In *SIcon/01. Sensors for Industry Conference. Proceedings of the First ISA/IEEE. Sensors for Industry Conference (Cat. No. 01EX459)* (pp. 252-257). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SFICON.2001.968539>
- [74] Landau, I. D., Lozano, R., M'Saad, M., & Karimi, A. (2011). Introduction to adaptive control. In *Adaptive Control* (pp. 1-33). Springer, London.
- [75] Chaudhry, S. I., & Das, M. (2012, May). Adaptive control of indoor temperature in a building. In *2012 IEEE International Conference on Electro/Information Technology* (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/EIT.2012.6220767>

- [76] Gwerder, M., & Tödtli, J. (2005, October). Predictive control for integrated room automation. In *8th REHVA World Congress Clima*.
- [77] Afram, A., & Janabi-Sharifi, F. (2014). Theory and applications of HVAC control systems—A review of model predictive control (MPC). *Building and Environment*, 72, 343-355. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.11.016>
- [78] Privara, S., Široký, J., Ferkl, L., & Cigler, J. (2011). Model predictive control of a building heating system: The first experience. *Energy and Buildings*, 43(2-3), 564-572. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.10.022>
- [79] Le, K. (2008). *Gestion optimale des consommations d'énergie dans les bâtiments* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG).
- [80] Becerra, V. M. (2008). Optimal control. *Scholarpedia*, 3(1), 5354. <https://doi.org/10.4249/scholarpedia.5354>
- [81] Wang, S., & Ma, Z. (2008). Supervisory and optimal control of building HVAC systems: A review. *Hvac&R Research*, 14(1), 3-32. <https://doi.org/10.1080/10789669.2008.10390991>
- [82] Berthou, T., Stabat, P., Salvazet, R., & Marchio, D. (2013, August). Optimal control for building heating: An elementary school case study. In *Conference of International Building Performance Simulation Association*.
- [83] Yang, R., & Wang, L. (2012, May). Optimal control strategy for HVAC system in building energy management. In *PES T&D 2012* (pp. 1-8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/TDC.2012.6281687>
- [84] Sampaio, P. R., Salvazet, R., Mandel, P., Becker, G., & Chenu, D. (2019). Simulation and optimal control of heating and cooling systems: a case study of a commercial building. *arXiv preprint arXiv:1910.01488*.
- [85] Vašak, M., & Martinčević, A. (2013, May). Optimal control of a family house heating system. In *2013 36th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)* (pp. 907-912). IEEE.
- [86] Dounis, A. I., & Caraiscos, C. (2009). Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(6-7), 1246-1261. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.015>
- [87] Atthajariyakul, S., & Leephakpreeda, T. (2005). Neural computing thermal comfort index for HVAC systems. *Energy conversion and management*, 46(15-16), 2553-2565. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2004.12.007>
- [88] Liu, W., Lian, Z., & Zhao, B. (2007). A neural network evaluation model for individual thermal comfort. *Energy and Buildings*, 39(10), 1115-1122. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2006.12.005>

- [89] Liang, J., & Du, R. (2008). Design of intelligent comfort control system with human learning and minimum power control strategies. *Energy conversion and management*, 49(4), 517-528. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2007.08.006>
- [90] Ferreira, P. M., & Ruano, A. E. (2002). Choice of RBF model structure for predicting greenhouse inside air temperature. *IFAC Proceedings Volumes*, 35(1), 91-96. <https://doi.org/10.3182/20020721-6-ES-1901.01324>
- [91] Kalogirou, S. A., & Bojic, M. (2000). Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building. *Energy*, 25(5), 479-491. [https://doi.org/10.1016/S0360-5442\(99\)00086-9](https://doi.org/10.1016/S0360-5442(99)00086-9)
- [92] Kusiak, A., & Xu, G. (2012). Modeling and optimization of HVAC systems using a dynamic neural network. *Energy*, 42(1), 241-250. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.03.063>
- [93] Zaheer-Uddin, M., & Tudoroiu, N. (2004). Neuro-PID tracking control of a discharge air temperature system. *Energy Conversion and management*, 45(15-16), 2405-2415. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2003.11.016>
- [94] Yang, I. H., Yeo, M. S., & Kim, K. W. (2003). Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building. *Energy conversion and Management*, 44(17), 2791-2809. [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(03\)00044-X](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(03)00044-X)
- [95] Terziyska, M., Todorov, Y., & Petrov, M. (2006). Adaptive supervisory tuning of nonlinear model predictive controller for a heat exchanger. *IFAC Proceedings Volumes*, 39(19), 93-98. <https://doi.org/10.3182/20061002-4-BG-4905.00016>
- [96] Sousa, J. M., Babuška, R., & Verbruggen, H. B. (1997). Fuzzy predictive control applied to an air-conditioning system. *Control engineering practice*, 5(10), 1395-1406. [https://doi.org/10.1016/S0967-0661\(97\)00136-6](https://doi.org/10.1016/S0967-0661(97)00136-6)
- [97] Halil, T., Farhi, O., & Chervenkov, Y. (2006). Embedded fuzzy controller for adaptive heating system control. *IFAC Proceedings Volumes*, 39(19), 75-80. <https://doi.org/10.3182/20061002-4-BG-4905.00013>
- [98] Thompson, R., & Dexter, A. (2005). A fuzzy decision-making approach to temperature control in air-conditioning systems. *Control Engineering Practice*, 13(6), 689-698. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2004.06.002>
- [99] Dounis, A. I., Santamouris, M. J., Lefas, C. C., & Argiriou, A. (1995). Design of a fuzzy set environment comfort system. *Energy and Buildings*, 22(1), 81-87. [https://doi.org/10.1016/0378-7788\(94\)00902-V](https://doi.org/10.1016/0378-7788(94)00902-V)
- [100] Kolokotsa, D., Tsiavos, D., Stavrakakis, G. S., Kalaitzakis, K., & Antonidakis, E. (2001). Advanced fuzzy logic controllers design and evaluation for buildings' occupants thermal-visual comfort and indoor air quality satisfaction. *Energy and buildings*, 33(6), 531-543. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(00\)00098-0](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(00)00098-0)

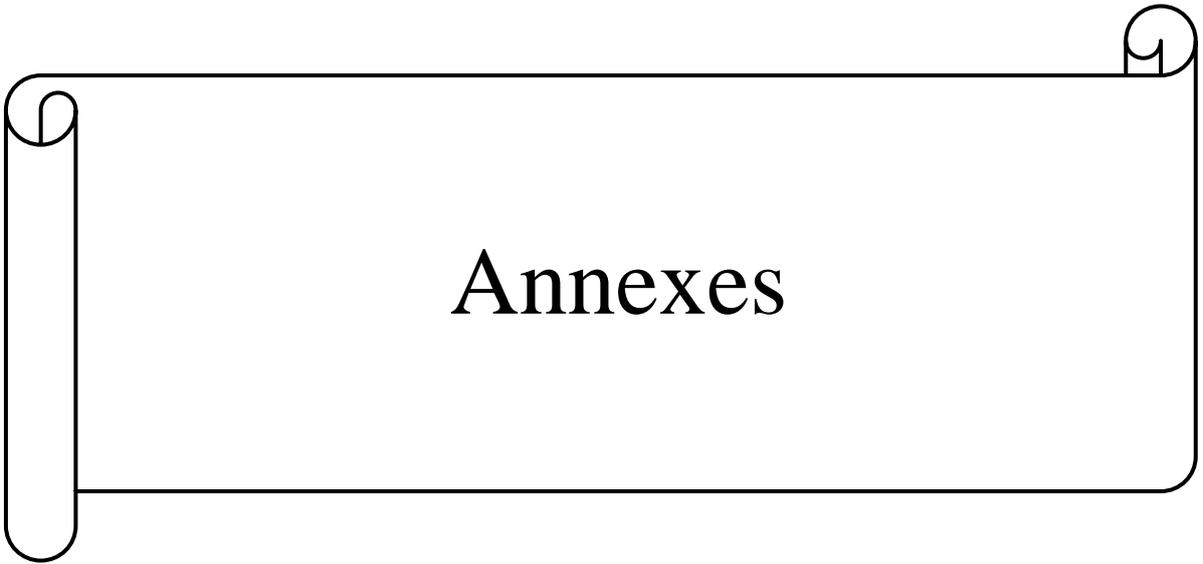
- [101] Yu, Z., Zhou, Y., & Dexter, A. (2007). Hierarchical fuzzy rule-based control of renewable energy building systems. *CISBAT, Renewables in a changing climate-Innovation in the Built Environment*.
- [102] Singh, J., Singh, N., & Sharma, J. K. (2006). Fuzzy modeling and control of HVAC systems—A review. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 65(6), 470–476.
- [103] Haupt, R. L., & Ellen Haupt, S. (2004). *Practical Genetic Algorithms*. Second Edition. Wiley, 2004. <https://doi.org/10.1002/0471671746>
- [104] Yan, Y., Zhou, J., Lin, Y., Yang, W., Wang, P., & Zhang, G. (2008). Adaptive optimal control model for building cooling and heating sources. *Energy and Buildings*, 40(8), 1394-1401. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.01.003>
- [105] Congradac, V., & Kulic, F. (2009). HVAC system optimization with CO<sub>2</sub> concentration control using genetic algorithms. *Energy and Buildings*, 41(5), 571-577. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.12.004>
- [106] Lu, L., Cai, W., Chai, Y. S., & Xie, L. (2005). Global optimization for overall HVAC systems—Part I problem formulation and analysis. *Energy conversion and management*, 46(7-8), 999-1014. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2004.06.012>
- [107] Mossolly, M., Ghali, K., & Ghaddar, N. (2009). Optimal control strategy for a multi-zone air conditioning system using a genetic algorithm. *Energy*, 34(1), 58-66. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2008.10.001>
- [108] Marvuglia, A., Messineo, A., & Nicolosi, G. (2014). Coupling a neural network temperature predictor and a fuzzy logic controller to perform thermal comfort regulation in an office building. *Building and Environment*, 72, 287-299. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.10.020>
- [109] Collotta, M., Messineo, A., Nicolosi, G., & Pau, G. (2014). A dynamic fuzzy controller to meet thermal comfort by using neural network forecasted parameters as the input. *Energies*, 7(8), 4727-4756. <https://doi.org/10.3390/en7084727>
- [110] Marvuglia, A., Messineo, A., & Nicolosi, G. (2014). Coupling a neural network temperature predictor and a fuzzy logic controller to perform thermal comfort regulation in an office building. *Building and Environment*, 72, 287-299. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.10.020>
- [111] Collotta, M., Messineo, A., Nicolosi, G., & Pau, G. (2014). A dynamic fuzzy controller to meet thermal comfort by using neural network forecasted parameters as the input. *Energies*, 7(8), 4727-4756. <https://doi.org/10.3390/en7084727>
- [112] Rumelhart, D.E., & McClelland, J. L. (1986). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. Vol. 1. MIT Press.
- [113] Azevedo, F. A., Carvalho, L. R., Grinberg, L. T., Farfel, J. M., Ferretti, R. E., Leite, R. E., ... & Herculano-Houzel, S. (2009). Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells

- make the human brain an isometrically scaled-up primate brain. *Journal of Comparative Neurology*, 513(5), 532-541.
- [114] Lennie, P. (2003). The cost of cortical computation. *Current biology*, 13(6), 493-497.
- [115] Burns, R. (2001). *Advanced control engineering*. Elsevier.
- [116] Zurada, J. M. (1992). *Introduction to artificial neural systems* (Vol. 8). St. Paul: West.
- [117] Mahadou, R. (2007). *Diagnostic industriel par neuro-flou-application à un système de production* (Doctoral dissertation, Université de Batna 2).
- [118] El Kebir, M. (2009). *Modélisation et commande par modèle inverse neuronale d'un four ventile* (Doctoral dissertation, Thèse de Magister, Université d'Oran).
- [119] Singh, K. P., Basant, A., Malik, A., & Jain, G. (2009). Artificial neural network modeling of the river water quality—a case study. *Ecological Modelling*, 220(6), 888-895. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.01.004>
- [120] Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A., & Arshad, H. (2018). State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Heliyon*, 4(11), e00938. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00938>
- [121] Dash, C. S. K., Behera, A. K., Dehuri, S., & Cho, S. B. (2016). Radial basis function neural networks: a topical state-of-the-art survey. *Open Computer Science*, 1(open-issue). <https://doi.org/10.1515/comp-2016-0005>
- [122] Arteaga, C., & Marrero, I. (2013). Universal approximation by radial basis function networks of Delsarte translates. *Neural Networks*, 46, 299-305. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2013.06.011>
- [123] Wu, Y., Wang, H., Zhang, B., & Du, K. L. (2012). Using radial basis function networks for function approximation and classification. *International Scholarly Research Notices*, 2012. <http://dx.doi.org/10.5402/2012/324194>
- [124] Yang, J., Na, J., Gao, G., & Zhang, C. (2018). Adaptive neural tracking control of robotic manipulators with guaranteed NN weight convergence. *Complexity*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/7131562>
- [125] Yilmaz, A. S., & Özer, Z. (2009). Pitch angle control in wind turbines above the rated wind speed by multi-layer perceptron and radial basis function neural networks. *Expert Systems with Applications*, 36(6), 9767-9775. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.02.014>
- [126] Kumar, R., Srivastava, S., & Gupta, J. R. P. (2017). Modeling and adaptive control of nonlinear dynamical systems using radial basis function network. *Soft Computing*, 21(15), 4447-4463. <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2447-9>
- [127] Liu, J. (2013). *Radial Basis Function (RBF) neural network control for mechanical systems: design, analysis and Matlab simulation*. Springer Science & Business Media.
- [128] Sastry, P. S., Santharam, G., & Unnikrishnan, K. P. (1994). Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems. *IEEE transactions on neural*

- networks*, 5(2), 306-319. <https://doi.org/10.1109/72.279193>
- [129] Dreyfur, G. (2014). Réseaux de neurones : Méthodologie et application, Groupe Eyrolles.
- [130] Blum, A. (1992). *Neural networks in C++ an object-oriented framework for building connectionist systems*. John Wiley & Sons, Inc.
- [131] Kosko, B. (1990). Unsupervised learning in noise. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1(1), 44-57. <https://doi.org/10.1109/72.80204>
- [132] Zhigljavsky, A. A. (2012). *Theory of global random search* (Vol. 65). Springer Science & Business Media.
- [133] Werbos, P. J. (1994). *The roots of backpropagation: from ordered derivatives to neural networks and political forecasting* (Vol. 1). John Wiley & Sons.
- [134] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- [135] Narendra, K. S., & Valavani, L. S. (1978). Stable adaptive controller design--Direct control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 23(4), 570-583. <https://doi.org/10.1109/TAC.1978.1101823>
- [136] Narendra, K. S., Lin, Y. H., & Valavani, L. S. (1980). Stable adaptive controller design, Part II: Proof of stability. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 25(3), 440-448. <https://doi.org/10.1109/TAC.1980.1102362>
- [137] Widrow, B., & Walach, E. (1996). Adaptive Inverse Control. *Information and System Sciences Series. Prentice Hall Press, Upper Saddle River*, 8, 10-11.
- [138] Miller, W. T., Werbos, P. J., & Sutton, R. S. (Eds.). (1995). *Neural networks for control*. MIT press.
- [139] Brown, M., & Harris, C. J. (1994). *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*. International Series in Systems and Control Engineering. Prentice Hall, New York.
- [140] Irwin, G. W., Irwin, G. W., Warwick, K., & Hunt, K. J. (Eds.). (1995). *Neural network applications in control* (No. 53). Iet.
- [141] Nørgård, P. M., Ravn, O., Poulsen, N. K., & Hansen, L. K. (2000). *Neural networks for modelling and control of dynamic systems-A practitioner's handbook*.
- [142] Abid, H., Chtourou, M., & Toumi, A. (2008, May). Commande adaptative directe avec modèle de référence à base de modèle floue. In *La cinquième Conférence Internationale d'Electrotechnique et d'Automatique* (pp. 02-04).
- [143] Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., & Guéguen, H. (2019, December). Multilayer Perceptron Neural Networks Adaptive Control of Building HVAC Systems. In *1st International Conference on Sustainable Renewable Energy Systems and Applications (ICSRESA)*.
- [144] Fredj, S., Lehouche, H., Ouaret, A., & Guenounou, W. (2017, October). Identification and adaptive control using RBF neural networks of multi-zone building heating system.

- In *2017 5th International Conference on Electrical Engineering-Boumerdes (ICEE-B)* (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICEE-B.2017.8192104>
- [145] Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., Brikh, L., & Yahiaoui, F. (2016, April). Identification and Control of a Heating Building System Based RBF Neural Networks. In *3rd International Conference on Green Energy and Environmental Engineering (GEEE)* (pp. 23-25).
- [146] Ouaret, A., Lehouche, H., Mendil, B., Fredj, S., & Guéguen, H. (2016, November). Comparative study between two architectures of neural networks used for identification and control of a building heating system. In *2016 8th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC)* (pp. 845-850). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICMIC.2016.7804232>
- [147] Narendra, K. S., & Han, Z. (2012). A new approach to adaptive control using multiple models. *International Journal of adaptive Control and signal processing*, 26(8), 778-799. <https://doi.org/10.1002/acs.2269>
- [148] Chadli, M. (2004). *Stabilité et commande de systèmes décrits par des multimodèles* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine).
- [149] Sarma, P. (2001). Multivariable gain-scheduled fuzzy logic control of an exothermic reactor. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 14(4), 457-471. [https://doi.org/10.1016/S0952-1976\(01\)00003-3](https://doi.org/10.1016/S0952-1976(01)00003-3)
- [150] Xu, J. X., Hang, C. C., & Liu, C. (2000). Parallel structure and tuning of a fuzzy PID controller. *Automatica*, 36(5), 673-684. [https://doi.org/10.1016/S0005-1098\(99\)00192-2](https://doi.org/10.1016/S0005-1098(99)00192-2)
- [151] Pages, O. (2001). *Etude et comparaison de différentes structures de commande multi-contrôleurs: application à un axe robotisé* (Doctoral dissertation, Chambéry).
- [152] Narendra, K. S., Driollet, O. A., Feiler, M., & George, K. (2003). Adaptive control using multiple models, switching and tuning. *International journal of adaptive control and signal processing*, 17(2), 87-102. <https://doi.org/10.1002/acs.740>
- [153] Narendra, K. S., & Balakrishnan, J. (1997). Adaptive control using multiple models. *IEEE transactions on automatic control*, 42(2), 171-187. <https://doi.org/10.1109/9.554398>
- [154] Narendra, K. S., & Xiang, C. (2000). Adaptive control of discrete-time systems using multiple models. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 45(9), 1669-1686. <https://doi.org/10.1109/9.880617>
- [155] Hespanha, J., Liberzon, D., Stephen Morse, A., Anderson, B. D., Brinsmead, T. S., & De Bruyne, F. (2001). Multiple model adaptive control. Part 2: switching. *International Journal of Robust and Nonlinear Control: IFAC-Affiliated Journal*, 11(5), 479-496. <https://doi.org/10.1002/rnc.594>

- [156] Giovanini, L., Benosman, M., & Ordys, A. (2005, July). Adaptive control using multiple models switching and tuning. In *2005 International Conference on Industrial Electronics and Control Applications* (pp. 8-pp). IEEE. <https://10.1109/ICIECA.2005.1644345>
- [157] Karimi, A. (1997). *Conception des régulateurs numériques robustes et adaptatifs* (Doctoral dissertation, Grenoble INPG).
- [158] Hespanha, J., Liberzon, D., Stephen Morse, A., Anderson, B. D., Brinsmead, T. S., & De Bruyne, F. (2001). Multiple model adaptive control. Part 2: switching. *International Journal of Robust and Nonlinear Control: IFAC-Affiliated Journal*, 11(5), 479-496. <https://doi.org/10.1002/rnc.594>
- [159] Lehouche, H., Guéguen, H., & Mendil, B. (2012). Set-point supervisory control methodology for a nonlinear continuous stirred tank reactor process. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 37(3), 831-849. <https://doi.org/10.1007/s13369-012-0188-3>
- [160] Lehouche, H., Guéguen, H., & Mendil, B. (2012). Supervisory control based on closed-loop adaptive control approach of nonlinear systems: application to CSTR process. *Asian Journal of Control*, 14(1), 258-270. <https://doi.org/10.1002/asjc.317>
- [161] Karimi, A., & Landau, I. D. (2000). Robust adaptive control of a flexible transmission system using multiple models. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 8(2), 321-331. <https://doi.org/10.1109/87.826803>
- [162] Luo, F. L., & Unbehauen, R. (1998). *Applied neural networks for signal processing*. Cambridge university press.
- [163] Kasabov, N. K. (1996). *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*. Marcel Alencar.
- [164] Widrow, B. (2003). *Least-mean-square adaptive filters*. New York : Wiley-Interscience, 2003.
- [165] Liu, J. (2013). *Radial Basis Function (RBF) neural network control for mechanical systems: design, analysis and Matlab simulation*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-34816-7>
- [166] Sastry, P. S., Santharam, G., & Unnikrishnan, K. P. (1994). Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems. *IEEE transactions on neural networks*, 5(2), 306-319. <https://doi.org/10.1109/72.279193>



# Annexes

## Annexes

### Annexe A :

#### *Le CSTB en bref :*

Le CSTB est un établissement public (Français) à caractère industriel et commercial (Épic), placé sous la tutelle du ministre en charge du logement. Il est chargé de procéder à des études et recherches scientifiques et techniques intéressant le bâtiment, la construction et plus largement le cadre de vie urbanisé. Les priorités dans ses champs d'activités relèvent du thème du développement durable par la qualité environnementale et la maîtrise de l'énergie, les énergies renouvelables, "la santé et le bâtiment" avec le pilotage de l'observatoire de la qualité de l'air intérieur, de la sécurité, en terme de structure et de protection contre l'incendie, du patrimoine bâti et de la réhabilitation, de l'innovation technologique en particulier dans le champ des nouvelles technologies de l'information et de la communication. Son effectif dépasse 750 personnes.

### Annexe B :

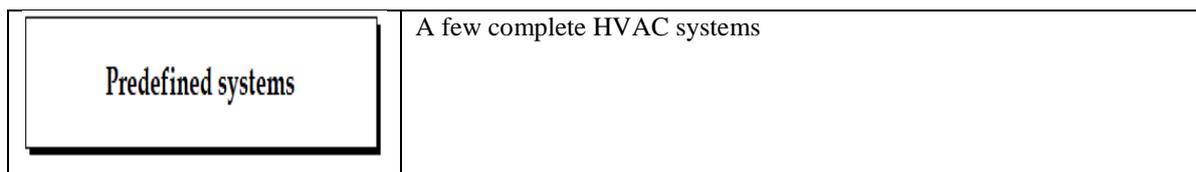
#### **Modèles disponibles dans la boîte à outils**

La première ligne de la boîte à outils est constituée de sous-groupes représentatifs des composants réels des systèmes de chauffage, de ventilation ou de climatisation.

Il existe un sous-groupe pour les modèles représentant le comportement thermique d'une zone de bâtiment.

<i>Group</i>	<i>Models</i>
<b>Building Elements</b>	<b>Multizone building model with building description interface</b> A monozone building with pre-defined parameters (Resistancecapacitor analogy), A simplified room model with detailed description of walls, A zonal room model with detailed description of walls, Models of walls , windows with blinds, radiative and convective phenomena.
<b>Production &amp; Storage</b>	<b>Transient Reversible heat pump</b> Reversible heat pump with integrated controller (steady state) Simple and dynamic boiler Solar collector Electrically heated, Well mixed & <b>Stratified storage tank</b>
<b>Hydraulic &amp; Aeraulic Networks</b>	Air Handling Unit Flat plate heat recovery Simple fan Duct (transport delay model) Motorised damper A package of divergent & convergent ducts

	<p>Primary &amp; Secondary pump          Tube (with or without loss output)          Hydraulic resistance (fixed coefficients &amp; ratings data)          A package of pressure dependent components          A package of pressure independent components</p>
<b>Room Heating &amp; Cooling</b>	<p>Fan-coil (2 pipes 2 wires) &amp; (4pipes)          Terminal VAV box          Electric heater          Hot water radiator          Water flowed floor/ceiling/wall          Electric floor/ceiling/wall</p>
<b>Heat exchangers</b>	<p>Heating and cooling coils (static and dynamic versions &amp; simple and detailed parametering forms)</p> <p><b>General heat exchanger, Heat exchanger for storage tank</b></p>
<b>Control Devices</b>	<p>Central controller for hydronic systems          Terminal controller for Fan-coil (2 pipes 2 wires)          Terminal controller for electric heater  <b>A package of standard controllers for HVAC plants</b>          Optimal start stop for heating systems          Scheduler (Constant time clock)          Temperature sensor          Grid for pressure measurement in air ducts          Models of actuators</p>
<b>Weather &amp; Loads</b>	<p>Weather and radiation processors          Sky temperature  <b>New Occupancy and load profiles</b>          Pre-defined occupancy profiles          Weekly clock generator &amp; outputs          Blank scheduler</p>
<b>Lighting Equipment</b>	<p>Lighting system (luminaire model)</p>
<b>Psychrometrics &amp; Properties</b>	<p>Psychometrics functions of ASHRAE Handbook fundamentals - Chapter 5 implemented as Simulink blocks          Fluid &amp; Air physical properties</p>
<b>Others</b>	<p>Display &amp; Post processing</p>
<b>Control &amp; Acquisition Interfaces</b>	<p>Communication blocks for National Instrument FieldPoint system with RS-232 link</p>



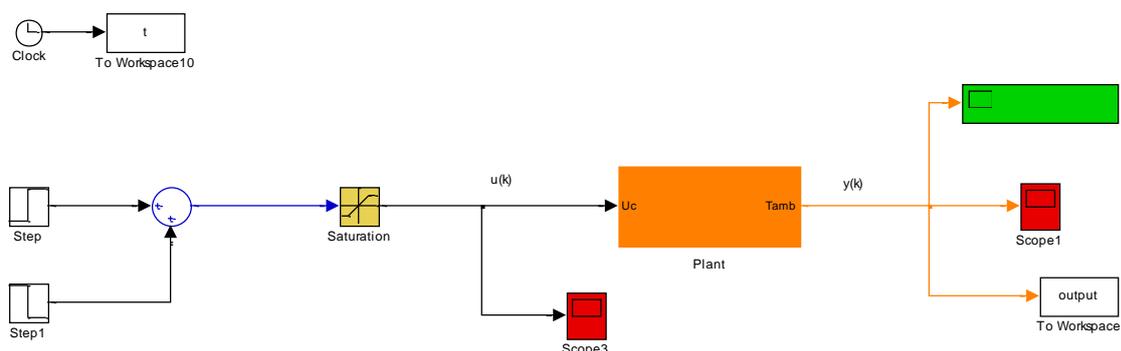
Un groupe spécial "Control and Acquisition Interfaces" est consacré à la communication avec des produits réels. Des S-fonctions sont fournies pour envoyer et recevoir des signaux analogiques ou numériques vers/depuis le système National Instrument FieldPoint en utilisant une liaison RS-232.

Quelques exemples d'installations sont fournis pour montrer une façon de modéliser les installations dans l'environnement graphique.

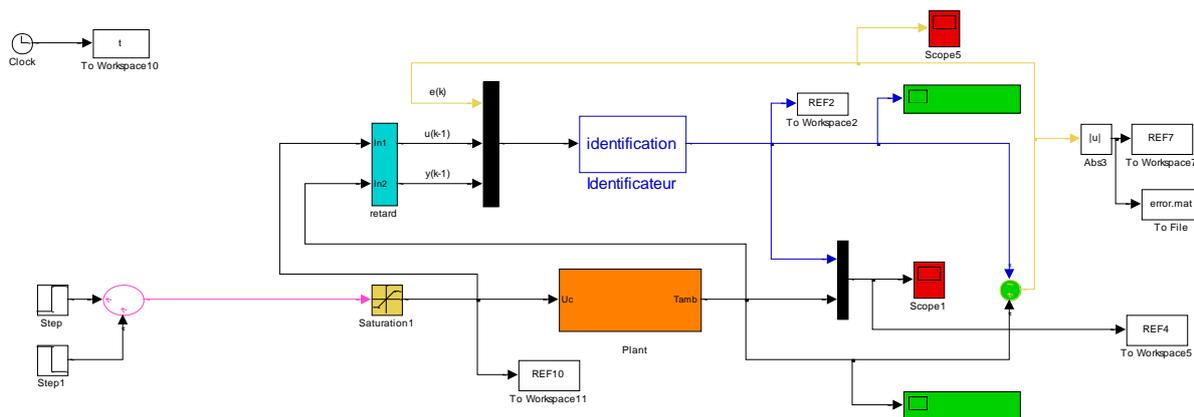
### Composition des parois du bâtiment (chapitre 1)

Type	Composition	Epaisseur [m]	Densité [kgm <sup>-3</sup> ]	Cap. therm. [Jkg <sup>-1</sup> k <sup>-1</sup> ]	Cond. therm. [Wm <sup>-1</sup> k <sup>-1</sup> ]	Coef. d'échange [Wm <sup>-2</sup> k <sup>-1</sup> ](i/e)
Mur extérieur	Plaque de plâtre	0.010	1000	1000	0.430	5/20
	Polystyrène expansé	0.080	20	1450	0.047	
	parpaings	0.200	950	920	0.46	
Plancher bas	Plastique	0.020	270	1400	0.100	0.0001
	Hourdis creux	0.200	1400	920	1.330	
	Polystyrène expansé	0.100	20	1450	0.047	
	Polyuréthane	0.075	1200	1800	0.250	
	Sable	0.150	1800	910	2.000	
Toiture	Plaque de plâtre	0.010	1000	1000	0.430	5/20
	Polystyrène expansé	0.080	20	1450	0.047	
	Hourdis creux	0.200	1400	920	1.330	
	Polyuréthane	0.075	1200	1800	0.250	
	Néoprène	0.010	1240	2140	0.230	

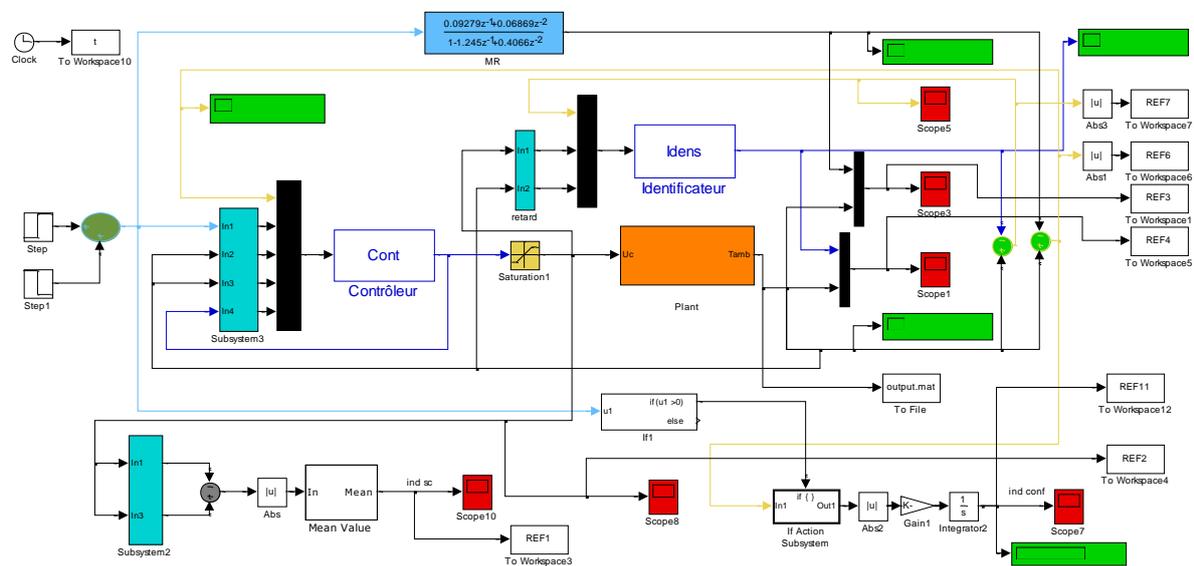
### Simulation en boucle ouverte



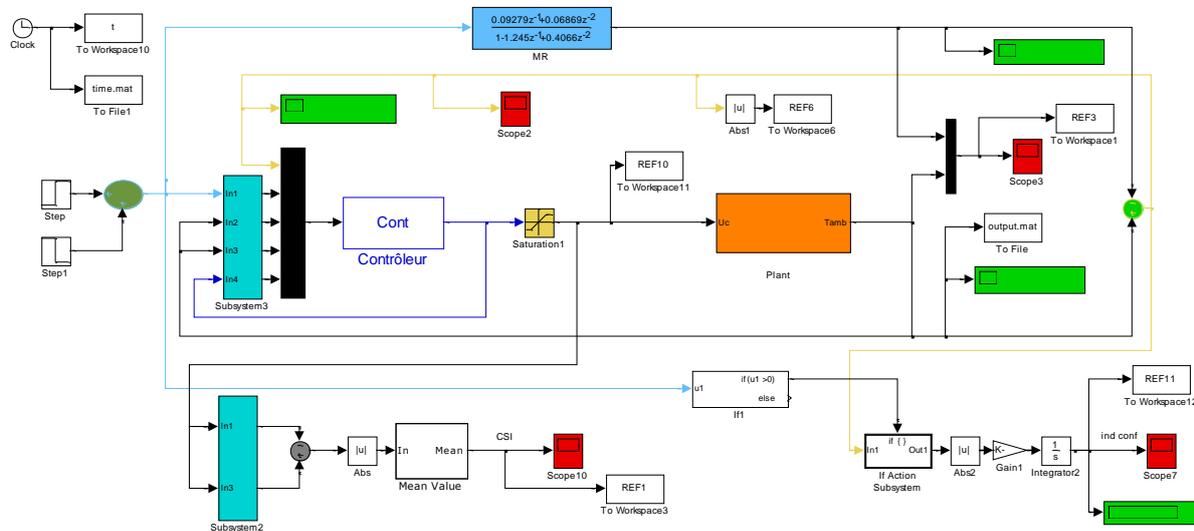
### Identification série-parallèle



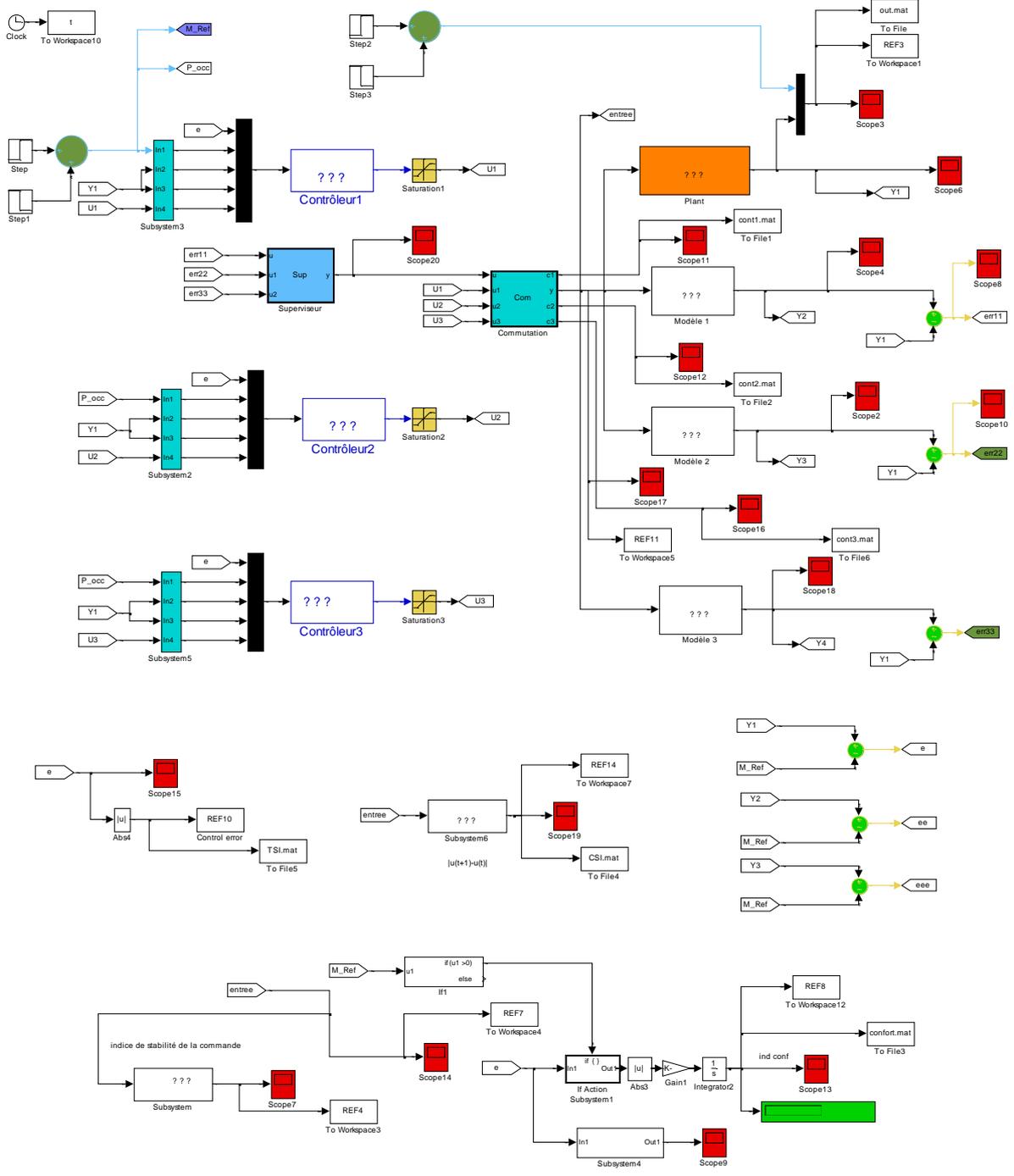
### Commande adaptative indirecte



### Commande adaptative directe



# Commande supervisée



**Résumé :** Cette thèse présente le développement d'une nouvelle stratégie de commande supervisée appliquée au système de chauffage bâtiment capable de s'adapter aux différentes conditions de fonctionnement dans le but de réduire la consommation d'énergie et d'assurer un bon confort thermique aux occupants. L'idée principale derrière cette approche est d'utiliser multi-contrôleurs et multi-modèles pour surmonter les limites de l'utilisation d'un seul contrôleur et de faire face aux non linéarités, aux incertitudes paramétriques et à la constante de temps du système de chauffage. La méthodologie proposée est basée sur les réseaux de neurones ainsi que l'utilisation de l'hystérésis dans le superviseur afin d'éviter les commutations fréquentes entre les différents contrôleurs. Le cas étudié est un bureau de travail dans un bâtiment qui est considéré comme un processus complexe non linéaire tiré de la boîte à outils SIMBAD intégrée dans Matlab. La stratégie développée dans ce travail permet de réguler la température ambiante à l'intérieur de ce bureau en assurant un bon suivi de la consigne (température souhaitée), tout en réduisant la consommation d'énergie, malgré la présence de différentes perturbations et contraintes. Les résultats obtenus ont montré l'importance et l'efficacité du schéma proposé en termes de stabilité et de robustesse.

**Mots-clés :** Commande supervisée, réseaux de neurones, chauffage bâtiment, confort thermique, consommation énergétique.

**Abstract :** This dissertation describes the development of a new supervisory control strategy applied to the building heating system able to adapt to different operating conditions in order to reduce energy consumption and ensure a good thermal comfort to the occupants. The main idea behind this approach is to use multi-controllers and multi-models to overcome the limitations of a single controller use and to deal with the nonlinearities, parametric uncertainties and the time constant of the heating system. The proposed methodology is based on a neural networks and the use of hysteresis in the supervisor to avoid frequent switching between the various controllers. The case study is a working office in a building that is considered as a complex nonlinear plant taken from the SIMBAD toolbox integrated in Matlab. The developed strategy in this work allows to regulate the ambient temperature inside this office by ensuring good tracking of the set-point (desired temperature), while reducing energy consumption, despite the presence of different disturbances and constraints. The obtained results showed the importance and the effectiveness of the proposed scheme in terms of stability and robustness.

**Keywords :** Supervisory control, neural networks, building heating, thermal comfort, energy consumption.

**ملخص :** تقدم هذه الأطروحة تطوير استراتيجية تحكم جديدة خاضعة للإشراف مطبقة على نظام تدفئة المبنى القادرة على التكيف مع ظروف التشغيل المختلفة من أجل تقليل استهلاك الطاقة وضمان الراحة الحرارية الجيدة للشاغلين. الفكرة الرئيسية وراء هذا النهج هي استخدام وحدات تحكم متعددة ونماذج متعددة للتغلب على حدود استخدام وحدة تحكم واحدة والتعامل مع اللاخطية، عدم اليقين في المعلمات والوقت الثابت لنظام التدفئة. تعتمد المنهجية المقترحة على الشبكات العصبية وكذلك استخدام التخلفية في المشرف لتجنب التبديل المتكرر بين وحدات التحكم المختلفة. الحالة المدروسة عبارة عن مكتب عمل في مبنى يعتبر نظامًا معقدًا غير خطي مستمد من صندوق أدوات SIMBAD المدمج في Matlab. تتيح الاستراتيجية التي تم تطويرها في هذا العمل تنظيم درجة الحرارة المحيطة داخل هذا المكتب من خلال ضمان المراقبة الجيدة لنقطة الضبط (درجة الحرارة المرغوبة)، مع تقليل استهلاك الطاقة، على الرغم من وجود اضطرابات وقيود مختلفة. أظهرت النتائج المتحصلة عليها أهمية وفعالية هذه الطريقة من حيث الاستقرار والمتانة.

**الكلمات المفتاحية :** التحكم الإشرافي، الشبكات العصبية، تدفئة المبنى، الراحة الحرارية، استهلاك الطاقة.