

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



Faculté de Technologie  
Département de 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**  
**FREDJ Siham**

*Thème*

**Optimisation des contrôleurs neuronaux à base des algorithmes  
évolutionnaires appliqués sur un chauffage du bâtiment**

**Soutenue le 05/12/2022 devant le Jury composé de :**

<b>Nom et Prénom</b>	<b>Grade</b>		
<b>Mr BERRAH Smail</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Président
<b>Mr GUENOUNOU Ouahib</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Rapporteur
<b>Mr LEHOUCHE Hocine</b>	MCA	Univ. de Bejaia	Co-Rapporteur
<b>Mr MENDIL Boubekour</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Examineur
<b>Mr ACHOUR Abdelyazid</b>	Professeur	Univ. de Bejaia	Examineur
<b>Mr BENSALIA Yassine</b>	MCA	Univ. de Bouira	Examineur

**Année Universitaire : 2022/2023**

# *Remerciement*

« *Le succès c'est d'aller d'échec en échec sans perdre son enthousiasme.* »

Je tiens tout d'abord à remercier *Allah* le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail. Je voudrais saisir cette occasion pour exprimer ma gratitude à tous ceux qui m'ont soutenu, encouragé à poursuivre ce travail et à le finir.

Mes remerciements vont, en premier lieu à mes professeurs **M<sup>r</sup> LEHOUCHE Houcine** et **M<sup>r</sup> GUENOUNOU Ouahib**, qui m'ont initié à la recherche, qui ont su grâce à leurs sciences immenses, m'orienter dans la bonne voie, qui avec leurs générosités et leurs patiences, ont guidé mes pas dans la recherche en électronique. Qu'ils trouvent, dans l'aboutissement de ce travail, l'expression de l'infinie reconnaissance de l'élève respectueuse et fidèle.

Un grand merci à **Mr .BELKHIER Youcef** pour son aide dans la rédaction de l'article, et à **Mr .OUARET Ahmed** pour les remarques et les corrections qu'il m'a apportées. Je voudrais, également, exprimer ma gratitude à Monsieur **Medjdoub Abdellah**, enseignant au département de génie électrique pour son aide durant tout mon parcours universitaire.

Je remercie chaleureusement les membres du jury : **M<sup>r</sup>. BERRAH Smail**, **M<sup>r</sup>. MENDIL Boubekour**, et **M<sup>r</sup> ACHOUR Abdelyazid**. Professeurs à l'Université de Bejaia. Et **M<sup>r</sup> BENSAFIA Yassine**, Maître de conférences classe A à l'Université de Bouira, qui ont eu l'amabilité de lire ce travail, de l'enrichir et de le discuter. Mes remerciements vont aussi, aux **membres de LTII** (Laboratoire de Technologie, d'Information et de l'Informatique), pour leurs conseils méthodologiques, et pour l'intérêt qu'ils ont montré pour ce modeste travail.

Je ne pourrais oublier tous les enseignants/enseignantes/le personnel du : primaire **KHELFA Ahmed**, **CEM base 7 de Borj Mira** ainsi lycée **Maouche Idris** pour les efforts fournis afin me donner une bonne base.

Je ne pourrais manquer de citer ma très chère amie, **AGUERCIF Thafsouth** en lui souhaitant plus de succès dans sa vie.

Pour terminer, je voudrais remercier toutes les personnes qui, au service de la scolarité de l'Université de Abderrahman Mira de Béjaia, ont permis que ce travail soit réalisé et soutenu dans les meilleures conditions.

# *Dédicaces*

*Je dédie cette thèse à :*

*La mémoire de ma mère, demandant dieu de t'accueillir dans son vaste paradis, Je suis toujours sûre que tu me vois là où tu es. Me voilà **mama** aujourd'hui, je viens de réaliser ton rêve d'être docteur comme tu l'as toujours souhaité.*

*Ma très **chère sœur**, les mots ne me suffisent pas pour t'exprimer mes reconnaissances, grâce à Allah puis à toi que je suis arrivée à terminer ce travail,*

*Mes **très adorables frères** vous êtes le meilleur cadeau que dieu m'a offert.*

*Mon cher mari, merci pour ton soutien et ta patience.*

*Mes petits poussins ; **SIRINE** et **SAMY***

*Mes chères grands-mères, tantes, oncles, cousins et cousines.*

*Toute ma petite famille, et plus spécialement à mon beau-père et ma belle-mère.*

## Listes des articles et des conférences :

### ❖ Article

**Fredj Siham**, Lehouche Hocine, Guenounou Ouahib et Belkhier Youcef (2020). **Temperature regulation of a commercial space in building system optimized by genetic algorithm.** *ENERGY SOURCES, PART A : RECOVERY, UTILIZATION, AND ENVIRONMENTAL EFFECTS.*  
<https://doi.org/10.1080/15567036.2022.2037790>.

### ❖ Conférences internationales

Ouaret Ahmed, Lehouche Houcine, Mendil Boubekour., **Fredj Siham** et Hervé Gueguen (2017). **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>.

**Fredj Siham**, Lehouche Houcine, Ouaret Ahmed et Guenounou Ouahib. (2017). **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>.

Ouaret Ahmed, Lehouche Houcine, Mendil Boubekour, **Fredj Siham** et Hervé Guéguen. (2016). **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>.

# Table des matières

Liste des abréviations.....	i
Liste des tableaux.....	ii
Liste des figure.....	iii
<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre 1 : Présentation et simulation du système de chauffage du bâtiment</b>	
1.1 Introduction.....	3
1.2 Motivation .....	4
1.2.1 Importance des bâtiments dans la consommation énergétique totale À l'échelle mondiale.....	4
1.2.2 Importance des bâtiments dans la consommation énergétique totale À l'échelle nationale .....	6
1.3 Position du problème.....	6
1.4 Solution proposée.....	7
1.5 Chauffage du bâtiment.....	7
1.5.1 Type du chauffage.....	8
1.5.2 Contraintes des systèmes CVC.....	9
1.5.2.1 L'isolation externe.....	9
1.5.2.2 L'isolation interne.....	10
1.5.3 Matériaux isolants.....	10
1.5.3.1 Matériaux biologiques.....	10
1.5.3.2 Matériaux non écologiques.....	13
1.5.4 Logiciels utilisés pour la modélisation des systèmes CVC.....	15
1.5.5 Modèle d'application.....	15
1.6 La simulation du modèle en boucle ouverte.....	18

---

I.7 Conclusion.....	21
---------------------	----

## **Chapitre 2 : État de l’art sur les techniques de commande appliquées aux systèmes CVC**

2.1 Introduction.....	22
2.2 Techniques pour la régulation thermique des bâtiments.....	22
2.2.1 Techniques classiques.....	22
2.2.1.1 La commande tout ou rien (TOR).....	22
2.2.1.2 Les contrôleurs P, PI et PID.....	23
2.2.2 Techniques avancées.....	24
2.2.3 Techniques intelligentes.....	25
2.2.3.1 Réseaux de neurone.....	25
2.2.3.2 Logique floue.....	26
2.2.3.3 Algorithmes évolutionnaires.....	26
2.2.4 Techniques hybrides.....	26
2.3 Conclusion.....	27

## **Chapitre 3 : Réseaux de neurones artificiels**

3.1. Introduction.....	28
3.2 Réseaux de neurones.....	28
3.2.1 Le neurone biologique.....	28
3.2.2. Le neurone formel.....	29
3.3 Les réseaux de neurone non bouclés (feedforward).....	31
3.4 Les réseaux de neurones bouclés.....	33
3.5 Apprentissage des réseaux de neurones.....	36
3.5.1 Apprentissage par rétropropagation du gradient.....	37
3.5.2 Apprentissage du réseau RBF en utilisant l'algorithme K-means et LMS...39	
3.5.2.1 Apprentissage dans la 1 <sup>ère</sup> couche.....	39

3.5.2.2 Apprentissage dans la 2 <sup>ème</sup> couche.....	39
3.6 Identification par réseaux de neurones.....	40
3.7 Modélisation indirecte.....	41
3.8 Structure de la commande neuronale.....	42
3.8.1 La commande neuronale directe.....	42
3.8.2 La commande neuronale indirecte.....	43
3.8.2 La commande neuronale par modèle de référence.....	44
3.9 Conclusion.....	44

## **Chapitre 4 : Algorithmes génétiques**

4.1 Introduction.....	45
4.2 Algorithmes évolutionnaires.....	45
4.2.1 Les stratégies d'évolution.....	46
4.2.2 La programmation évolutionnaire.....	46
4.2.3 Algorithmes génétiques.....	47
4.2.3.1 Caractéristiques des AGs.....	47
4.2.3.2 Opérateurs des AGs.....	48
4.3 Optimisation multi-objectifs.....	54
4.3.1 Approche génétique pour l'optimisation multi-objectif.....	56
4.3.1.1 Méthodes agrégatives.....	56
4.3.1.2 Méthodes non agrégatives.....	56
4.4 Conclusion.....	57

## **Chapitre 5 : Optimisation du contrôleur neuronal appliqué sur un chauffage du bâtiment**

5.1 Introduction.....	58
5.2 Commande neuronale par le réseau MLP.....	59
5.2.1 Structure d'un contrôleur neuronal (MLP).....	59
5.2.2 Commande neuronale directe par modèle de référence.....	60

5.3 Optimisation des poids du contrôleur MLP par AG.....	59
5.4 Conception du contrôleur MLP-AG.....	61
5.5 Illustration du contrôleur MLP-AG pour un système du 2 <sup>ème</sup> .....	62
5.6 Application du contrôleur proposé pour la régulation de température dans un bâtiment habité sporadiquement.....	64
5.7 Conception du contrôleur GA-MLP pour un chauffage du bâtiment.....	65
5.8 Simulations et discussions des résultats.....	68
5.9 Conclusion.....	71
Conclusion générale.....	72
Bibliographie.....	74
Annexes	

## Liste des abréviations

**AG** Algorithme génétique

**AGE** Automatisation et Gestion de l'Energie

**ANN** Artificial Neural Networks

**ANSI** American National Standards Institute

**ASHRAE** American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers

**ART** Adaptive Resonance Theory

**CSTB** Centre Scientifique et Technique du Bâtiment

**CVC** Chauffage, Ventilation et Climatisation

**HVAC** Heating, Ventilation and Air-Conditioning

**LMS** Least Mean Squares

**MLP** Multilayer Perceptron

**MNN** Memory Neural Network

**MOGA** Multi Objectif Genetic Algorithm

**NN** Neural Network

**NPGA** Niche Pareto Genetic Algorithm

**NSGA** Niche Selection Genetic Algorithm

**PID** Proportional-Integral-Derivative

**RBF** Radial Basis Function

**RN** Réseau de neurones

**SIMBAD** SIMulator for Building And Devices

**SPA** Successive Projection Algorithm

**TDNN** Time Delay Neural Network

**TRNSYS** Transient System Simulation

**VEGA** Vector Evaluated Genetic Algorithm

## Liste des tableaux

1.1 Caractéristiques géométriques de la pièce étudiée.....	17
1.2 Caractéristiques des matériaux de construction du bâtiment.....	17
4.1 Exemple du codage binaire.....	49
4.2 Exemple de la probabilité de sélection.....	50
4.3 Le croisement en un point.....	52
4.4 Exemple de mutation.....	53
5.1 Caractéristiques de l'algorithme génétique.....	68

## Liste des figures

1.1 Consommation d'énergie finale et émission du CO <sub>2</sub> par secteur.....	5
1.2 Consommation d'énergie finale par secteur en Algérie.....	6
1.3 Schéma bloc correspondant au modèle avec contrôleur du chauffage.....	7
1.4 La laine du coton.....	10
1.5 La laine de bois.....	10
1.6 Le liège.....	11
1.7 La laine de chanvre.....	11
1.8 La ouate de cellulose.....	12
1.9 La laine de mouton.....	12
1.10 La laine du lin.....	12
1.11 L'acier.....	13
1.12 Le parpaing.....	13
1.13 Le polystyrène expansé.....	14
1.14 Présentation du modèle.....	16
1.15 Rayonnement vertical global.....	18
1.16 Luminosité verticale globale.....	18
1.17 Position des rideaux de la pièce.....	18
1.18 Température externe.....	18
1.19 Air entrant la pièce.....	19
1.20 Température des murs qui sont en contact avec la pièce étudiée.....	19
1.21 Chaleur dégagée par les équipements électriques.....	19
1.22 Humidité rationnelle.....	19
1.23 Repense à une entrée échelon de 1000W.....	20
1.24 Entrée échelon de 1000 W d'amplitude.....	20
1.25 Repense à une entrée porte de 1000W.....	20
1.26 Puissance du chauffage (1000 W) de 08h à 17h.....	20
1.27 Repense à une entrée de 250W.....	20
1.28 Puissance appliquée (250W) de 08h à 17h.....	20

3.1 Le neurone biologique.....	29
3.2 Le neurone formel.....	29
3.3 Structure d'un réseau de neurone artificiel.....	30
3.4 Type des réseaux neuronaux.....	31
3.5 La structure du réseau RBF.....	32
3.6 Structure d'un réseau TDNN.....	33
3.7 Structure d'un réseau NN à retour de sortie.....	34
3.8 Structure d'un réseau de neurone à mémoire.....	34
3.9 Structure d'identification série-parallèle.....	40
3.10 Structure d'identification parallèle.....	41
3.11 Modélisation inverse.....	42
3.12 La structure de la commande neuronale directe.....	43
3.13 La structure de la commande neuronale indirecte.....	43
3.14 La structure de la commande neuronale par modèle de référence .....	44
4.1 Les étapes d'un algorithme génétique.....	48
4.2 la sélection par roulette (Exemple).....	51
4.3 La sélection en un point.....	51
4.4 Relation de dominance pour un problème de minimisation à deux objectifs.....	55
5.1 Réseau neuronal MLP.....	59
5.2 La structure de la commande neuronale directe avec modèle de référence.....	58
5.3 Sortie du système (1 <sup>ère</sup> génération) .....	63
5.4 Sortie du système (650 <sup>ème</sup> génération) .....	63
5.5 Evolution de la fonction objectif à travers les générations.....	63
5.6 Schéma du contrôleur AG-MLP.....	66
5.7 Algorithme MLP-AG.....	67
5.8 Evolution de la fonction objectif selon les générations.....	68
5.9 Signal de commande du meilleur chromosome de la 1 <sup>ère</sup> génération.....	69
5.10 Sortie du système du meilleur chromosome de la 1 <sup>ère</sup> génération.....	69
5.11 Signal de commande du Meilleur chromosome de la 2800 <sup>ème</sup> génération.....	69
5.12 Sortie du système du meilleur chromosome de la 2800 <sup>ème</sup> génération.....	69
5.13 Signal du control en changeant les perturbations.....	70

5.14 Sortie du système en changeant les perturbations.....70

**Annexes**

A.1 Simulation en boucle ouverte.....86  
A.2 Calcul d'ITAE.....86  
A.3 Simulation en boucle fermée.....87  
A.4 Le contrôleur MLP.....87

# ***INTRODUCTION GENERALE***

# Introduction générale

Malgré le déclin de l'économie mondiale, la consommation d'énergie est restée élevée. Le secteur de la construction, qu'il soit résidentiel ou tertiaire présente le plus grand consommateur d'énergie. En conséquence, les activités de construction consomment environ de 55% de l'électricité mondiale, contribuant à un tiers des émissions de dioxyde de carbone [1]. L'exigence persistante du confort, ainsi que l'importance du temps passé dans les bâtiments, sont les principales causes de cet accroissement. Les systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation (CVC) connaissent toujours une forte augmentation de la consommation d'énergie, et le chauffage à son tour représente plus que la moitié de cette dernière [2].

L'objectif principal des techniques de gestion de l'énergie dans les systèmes CVC est de trouver un équilibre entre le confort thermique des occupants et la consommation énergétique. Afin d'atteindre les normes élevées du confort tout en réduisant la consommation d'énergie dans les bâtiments habités sporadiquement, des systèmes de contrôle efficaces doivent être développés. Différentes méthodes et techniques de contrôle ont été introduites pour améliorer la qualité de l'air et maintenir la température autour de celle souhaitée à l'intérieur des zones du bâtiment [3,4]. Mais ces dernières semblent incapables de contrôler les systèmes complexes comme les systèmes de chauffage suite à la présence de plusieurs contraintes [5,6]. C'est pour cette raison l'hybridation des algorithmes évolutifs et les réseaux de neurones artificiels a attiré l'attention de nombreux chercheurs, l'idée est de s'inspirer des avantages de chaque technique afin de concevoir un contrôleur rapide, puissant et robuste surtout en absence du modèle mathématique et physique du système.

L'originalité de ce travail consiste à proposer un algorithme hybride MLP-AG appliqué pour la régulation d'une température ambiante dans une pièce d'un bâtiment pendant la période d'occupation, et pour l'amélioration du confort thermique tout en réduisant la consommation d'énergie.

La méthodologie suivie est de concevoir au départ un contrôleur neuronal du type MLP, puis les algorithmes génétiques sont intégrés pour la génération et l'adaptation des

poids synaptiques du réseau neuronal. Sachant que le système utilisé est un système très complexe et fortement non linéaire, il présente différentes perturbations variantes et incontrôlables dans le temps. Les données météorologiques utilisées sont extraites d'une base de données réelle, incluse dans la boîte à outils Simbad conçue par le centre scientifique et technique du bâtiment de l'Université de PARIS-MARNE-LA-VALLEE requis par le coût élevé des tests s'appliquant sur le bâtiment réel [7].

Les étapes suivies pour établir ce travail sont : i) Choix du modèle de simulation, ii) Développement du contrôleur MLP, iii) Optimisation du contrôleur neuronal à l'aide de AG après la détermination de la fonction objectif. En fin un algorithme hybride proposé est adopté pour relever le défi d'optimisation consistant à assurer le confort des occupants tout en réduisant la consommation d'énergie. Cette méthode assure la stabilité du système et son utilité a été démontrée par des résultats de simulation. Ce manuscrit est organisé en cinq chapitres comme suit :

**Le premier chapitre** est consacré en premier lieu à la présentation du modèle du chauffage du bâtiment en général, et à celui conçu en utilisant l'outil SIMBAD pour effectuer les différentes simulations en particulier. Pour ne pas rester dans un cadre descriptif, des simulations du système en boucle ouverte ont été réalisées dans le but de bien comprendre le fonctionnement du chauffage bâtiment et identifier quelques paramètres qui seront utiles pour le bon réglage du contrôleur proposé.

**Le deuxième Deuxième chapitre** dresse un état de l'art sur les techniques les plus utilisées pour le contrôle des systèmes CVC, citant les avantages et les inconvénients de chacune.

**Le troisième chapitre** est dédié à la description générale des réseaux neuronaux. La première partie de ce chapitre regroupe quelques notions générales sur les réseaux de neurones biologiques et formels. En suite nous exposons les deux principales familles de structures neuronales les plus utilisées, à savoir les réseaux bouclés et non bouclés. Nous présentons, à la fin du chapitre, les différentes approches de d'identification et de commande par réseaux de neurones en joignant le schéma explicatif de chaque approche.

**Le quatrième chapitre** traite les algorithmes d'optimisation évolutionnaires, et les principes de fonctionnement des algorithmes génétiques, ainsi leur modalité d'utilisation pour la résolution des problèmes l'optimisation.

**Le cinquième chapitre** concerne une application de la technique hybride proposée (MLP-AG pour la commande d'un système de chauffage du bâtiment dans le but de garantir un meilleur confort aux occupants et de minimiser l'énergie électrique consommée.

A la fin on termine ce manuscrit par une conclusion générale et des perspectives envisagées.

# *CHAPITRE 1*

## *Présentation et simulation du système de chauffage du bâtiment*

# Chapitre 1

## Présentation et simulation du système de chauffage du bâtiment

### 1.1 Introduction

Les bâtiments à usage résidentiel ou non-résidentiel doivent être distingués des autres secteurs étant nécessitent une quantité d'énergie très importante afin d'exercer différentes activités quotidiennes citant quelques-unes : les tâches ménagères, l'éclairage, le chauffage des locaux qui consomme une énergie majeure.

Ce premier chapitre vise la présentation du modèle utilisé dans cette thèse. Pour cela, les objectifs envisagés sont les suivants :

- Définir la place du bâtiment dans la consommation d'énergie finale et le situer par rapport aux différents secteurs existants.
- Décrire et déterminer les matériaux isolants les plus pertinents pour la construction des bâtiments.
- Modéliser un système de bâtiment ayant un chauffage électrique à commander, et qui fera l'objet du chapitre 5.
- Etudier le système en boucle ouverte.

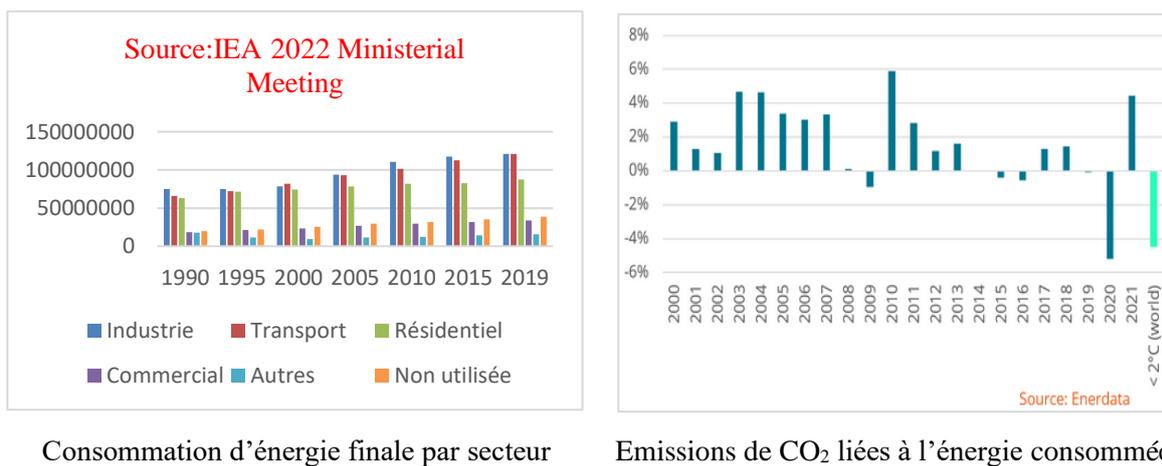
### 1.2 Motivation

#### 1.2.1 Importance des bâtiments dans la consommation énergétique totale À l'échelle mondiale

L'énergie est la capacité d'exercer un travail en produisant un mouvement ou en modifiant un état ou générant de la chaleur, la lumière ou un rayonnement électromagnétique [8]. Elle se trouve sous différentes formes ; l'énergie électrique, mécanique, thermique ou calorifique, nucléaire, rayonnante ou lumineuse. Les énergies primaires sont disponibles via les sources de pétrole brut, le gaz naturel, les combustibles solides (charbon, biomasse), le rayonnement solaire, l'énergie hydraulique, l'énergie géothermique, et l'énergie tirée des combustibles nucléaires. Il s'agit donc essentiellement d'énergie thermique et d'énergie mécanique. La consommation de l'énergie n'a cessé d'accroître après la révolution industrielle

[9]. Selon les estimations de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE), la consommation finale de l'énergie a augmenté de 109% entre 1973 et 2018, dont 19% concerne la consommation d'électricité. Selon la même source, la demande d'énergie pourrait augmenter d'un tiers entre 2011 et 2035.

Afin d'atteindre les objectifs de réduction de la demande énergétique dans les prochaines décennies, il faut cibler les secteurs d'activités qui consomment le plus d'énergie et qui émettent donc le plus de gaz à effet de serre puis essayer de trouver les solutions nécessaires pour réduire la quantité d'énergie et protéger l'environnement des dégâts causés par le CO<sub>2</sub> dégagé [10,11].



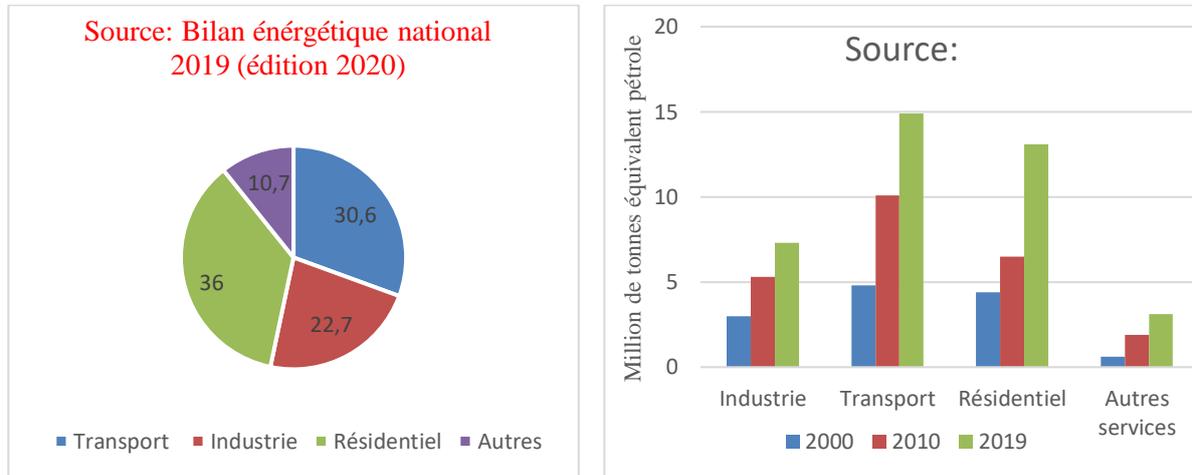
**Figure 1.1** Consommation d'énergie finale et émission du CO<sub>2</sub> par secteur

Le bâtiment tertiaire et résidentiel présente l'espace d'occupation de tous les êtres humains, où ils passent plus de 80% de leurs temps [12]. Selon la figure 1.1, 29 % de l'énergie mondiale est consommée par ce secteur afin d'effectuer les activités quotidiennes [13].

C'est vrai que le parc résidentiel compte la majorité du parc immobilier, pourtant les bâtiments non-résidentiels autrement dit les bâtiments tertiaires sont loin d'être négligeables autant que responsable de 8% de la consommation d'énergie finale. C'est pourquoi, les recherches des techniques et des méthodes de réduction de la dépense énergétique doivent cibler toutes les catégories de bâtiments.

## I.2.2 Importance des bâtiments dans la consommation énergétique totale A l'échelle nationale

Comme tous les pays du monde, la consommation énergétique en Algérie ne cesse d'augmenter. Cette augmentation est due principalement à la croissance démographique de 1.6% par an [14], le développement industriel et l'amélioration de la qualité de vie des citoyens. La consommation nationale de l'énergie se diffère d'un secteur à un autre, la figure I.2 montre la consommation énergétique des principaux secteurs.



**Figure 1.2** Consommation d'énergie finale par secteur en Algérie

Selon le bilan énergétique national de l'année 2019, la consommation finale s'élève à 50,4 Mtep en 2019 contre 48,1 Mtep en 2018, reflétant une hausse de 2,2 Mtep, soit (+4,6%), tirée essentiellement par celle du gaz naturel, et un degré moins des produits pétroliers.

Selon la figure 1.2 le secteur résidentiel est considéré comme le secteur le plus énergivore en Algérie, avec une part estimée de 46,60% de l'énergie totale, suivi par le secteur des transports avec 30,60%, puis le secteur industriel avec 22,70%. Pour cela, l'Algérie a amorcé un programme ambitieux qui permettra d'économiser l'énergie dans ces principaux secteurs, en utilisant d'autres sources de type renouvelable [15,16].

### 1.3 Position du problème

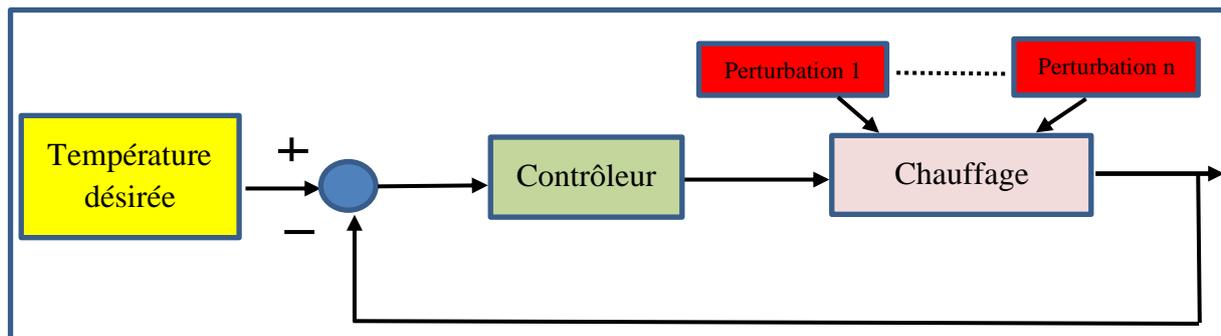
La présence des différents facteurs météorologiques comme : le climat, la température extérieur, l'énergie lumineuse fournie par le soleil, l'humidité, et le vent qui est défini par sa direction et sa vitesse. Ainsi l'existence des facteurs géométriques telle que : la dimension de l'espace à chauffer, à chaque fois que la surface est grande le chauffage nécessite plus de puissance pour atteindre la température désirée, et beaucoup d'autres perturbations incontrôlables et variables rendent l'échauffement d'un espace en minimisant l'énergie

consommée difficile casement impossible. C'est pour cette raison l'utilisation des contrôleurs efficaces est vraiment nécessaire.

## 1.4 Solution proposée

Face au défi énergétique du siècle et à l'augmentation prévue de la consommation d'énergie par le secteur du bâtiment jusqu'à 64% [17], différentes techniques sont développées par les ingénieurs pour améliorer le rendement du chauffage. Ce dernier étant le premier responsable de la hausse énergétique dans les bâtiments, les approches développées visent à assurer un meilleur confort aux occupants d'une part et de réduire la consommation d'énergie d'une autre part [18,19]. Des contrôleurs robustes et performants sont proposés dans cette thèse pour maintenir la température intérieure d'une pièce à 19°C en minimisant la consommation électrique d'un chauffage soumis aux différentes conditions d'usager. L'approche neuronale est utilisée en premier lieu pour la conception du contrôleur, puis les algorithmes génétiques sont adaptés pour son apprentissage et son optimisation.

Le rôle du contrôleur est de régler la puissance du chauffage de manière est ce qu'il maintienne la température intérieure à une valeur voulue et de garantir le bon confort thermique tout au long de la période d'occupation. La figure I.3 résume la problématique de cette thèse.



**Figure 1.3** Schéma bloc correspondant au modèle avec contrôleur du chauffage

## 1.5 Chauffage du bâtiment

Le chauffage est l'outil permettant la transmission de l'énergie thermique à un objet, à un matériau ou à l'air ambiant afin d'assurer un bon confort thermique dans un espace occupé. Différents types du chauffage ont été développés avec diverses caractéristiques, le choix de cet équipement dépend de plusieurs critères citant quelques-uns :

- ❖ L'espace à chauffer : à chaque fois qu'on a une grande surface il faut augmenter la capacité du chauffage à utiliser. Ainsi la nature de l'espace joue un rôle très important lors du choix, par exemple si on a un hôpital, un hôtel ou une école, on a un nombre de

pièces et d'occupants important, ainsi une longue durée d'occupation et dans ce cas, on doit choisir non seulement un bon chauffage mais aussi le plus fiable.

- ❖ Le climat : ça dépend de la température en hiver et du degré d'humidité.
- ❖ Le coût

### 1.5.1 Type de chauffage

- **Le chauffage à gaz** : il est parmi les équipements du chauffage les plus utilisés. Concernant le fonctionnement de cet appareil, il est constitué d'une chaudière à gaz et d'un réseau de radiateurs ou de plancher chauffant, le gaz naturel ou propane est utilisé comme source d'énergie pour faire fonctionner ce chauffage. Parmi ses avantages, il est moins coûteux que d'autres types, il assure un bon confort thermique en répartissant la température d'une manière homogène ainsi le non nécessité d'un système de stockage du gaz mais il provoque la pollution de l'air [20].
- **Le chauffage au fioul** : il est moins utilisé à cause de la nécessité du réglage d'un professionnel et un entretien régulier, sinon il dispose d'une chaudière et d'une cuve pour le stockage du fioul ou du mazot, ce système ne risque pas une explosion et présente un investissement durable en cas de bon entretien et de contrôle.
- **Le chauffage solaire** : c'est l'un des chauffages les plus récents, les plus économiques et aussi les plus écologiques [21,22], il utilise le soleil comme une source d'énergie gratuite, en installant des panneaux solaires sur les toits. Généralement tout chauffage solaire comportera un stockage ou ballon solaire pour assurer une alimentation permanente. Mais si jamais la source solaire n'est pas suffisante on fait appel à d'autres sources d'énergies comme l'énergie électrique ou à gaz.
- **Le chauffage au bois**: c'est le chauffage le plus utilisé, son existence remonte à l'existence de l'être humain sur terre, l'échauffement par bois aujourd'hui est utilisé en construisant des cheminées à foyer fermé, les poêles à bois, les poêles à granulés ou pellets, les poêles de mass, les chaudières à bûches, les chaudières à granulés et les chaudières à plaquettes. C'est vrai que ce type de chauffage est économique étant le prix du bois est stable depuis plusieurs années, et des fois on l'obtient gratuitement si on habite aux endroits forestiers. Mais il présente plusieurs inconvénients, commençant par son installation qui nécessite un professionnel puis la réglementation thermique 2012 qui doit être respectée, en habita neuf.
- **Le chauffage électrique** : c'est l'un des chauffages les plus demandés au marché car ils sont plus efficaces et plus propres que d'autres [23], il transforme l'énergie électrique en chaleur, sa

puissance dépend de la qualité d'isolation du bâtiment. C'est vrai que l'utilisation de l'électricité est plus coûteuse que d'autres sources d'énergies, mais avec le développement des techniques de contrôle ça permet un bon réglage du chauffage ainsi une minimisation d'énergie consommée.

### 1.5.2 Contraintes des systèmes CVC

Les systèmes CVC sont aujourd'hui l'axe de recherche de plusieurs chercheurs, de nombreuses techniques sont développées pour les modéliser et les commander. Le défi rencontré est que l'ingénieur se trouve toujours face aux nombreuses contraintes qui lui rendent la réalisation du projet difficile et parfois impossible [8]. Citant quelques-unes :

- ❖ La température extérieure qui est souvent le paramètre le plus important qui influence sur la température interne [24].
- ❖ L'humidité.
- ❖ Le mouvement, la pureté ou la qualité de l'air ainsi son changement par heure.
- ❖ L'absence des capteurs dans la majorité des bâtiments.
- ❖ La lente dynamique des systèmes CVC.
- ❖ La présence de non linéarité dans la dynamique des systèmes CVC.
- ❖ L'activité exercée dans la pièce à contrôler.
- ❖ L'isolation thermique du bâtiment qui est l'ensemble des techniques utilisées pour éliminer le transfert de chaleur entre un milieu chaud et un milieu froid, c'est un paramètre très essentiel pour assurer la durabilité et le confort thermique dans le bâtiment [5,25]. C'est pour cette raison plusieurs techniques et matériaux sont développés et utilisés lors de la construction des bâtiments récents. Dans le but d'avoir un bon confort thermique [26,27] et de minimiser l'énergie consommée l'isolation thermique est devenue à partir de 2012 une obligation et pas un choix personnel [28]. L'isolation thermique se divise en deux catégories : l'isolation externe et l'isolation interne.

**1.5.2.1 L'isolation externe :** ce sont les travaux qui se font en dehors de l'espace d'occupation, comme faire double murette lors de la construction, mettre une couche pour couvrir les murs extérieurs en utilisant soit de la peinture, de la faïence, du béton ou de la pierre. L'avantage de ce type est de ne pas réduire la surface intérieure du bâtiment.

**1.5.2.2 L'isolation interne :** vu que les murs sont responsables de 25% de perte de chaleur dans une pièce, leur isolation est nécessaire non seulement pour pouvoir maintenir un bon

confort thermique aux occupants mais aussi étant un bon moyen de contribuer aux économies d'énergie et à diminuer les bruits aériens extérieurs. L'isolation intérieure consiste à faire du plâtre, d'enduit et de la peinture au plan intérieur ainsi à améliorer la qualité des fenêtres utilisées [29].

### 1.5.3 Matériaux isolants

**1.5.3.1 Matériaux biologiques :** ce sont des matériaux d'isolation écologiques, comme : la laine de coton, laine de bois, chanvre, ouate de cellulose, laine de lin, laine de mouton...etc. Ce type n'entraînent pas de pollution à l'environnement [20], ils sont issus généralement de végétaux ou du recyclage.

- **La laine de coton :** elle est constituée du coton industriel recyclé, et contient 80% de fibre de coton et 20% de polyester. Elle est commercialisée sous forme de panneaux.



**Figure 1.4** Laine de coton

- **Laine de bois :** est appelée aussi laine de bois souple, à cause de sa souplesse. Elle est composée de bois recyclé ou de chute de bois, elle a une place très importante dans l'isolation interne et externe des murs, et la première place au marché, il est exposé sous forme de panneaux. Elle présente une excellente qualité d'isolation thermique.



**Figure 1.5** Laine de bois

- **Le liège :** est un isolant naturel léger, inspiré de l'écorce du chêne vert qui se trouve dans le bassin méditerranéen, sa structure contient 96% d'air immobile ce qui le rend très

efficace non seulement pour l'isolation thermique mais aussi pour les bruits d'impact ou les bruits aériens. Le liège est l'unique isolant écologique à ne pas craindre l'eau, son utilisation est possible dans les zones humides.



**Figure 1.6** Le liège

➤ **La laine de chanvre :** est un matériau originaire de fibres naturelles conditionnées sous forme d'isolant en vrac, rouleaux ou panneaux. Il est performant en isolation thermique mieux qu'en isolation acoustique.

La laine de chanvre a acquis une place très importante dans le domaine de l'éco construction et des isolants naturels. C'est un matériau très efficace grâce à sa faible conductivité thermique, et facile à utiliser car il est commercialisé sous forme de panneaux semi rigides, de rouleaux ou en vrac. Il s'utilise pour l'isolation thermique et phonique des murs, des planchers, des cloisons, des toitures et comme calfeutrement (pour éviter que le vent ou l'air froid ne puisse pénétrer).



**Figure 1.7** laine de chanvre

➤ **La ouate de cellulose :** constituée à 85 % de journaux recyclés, et à 15 % de minerais, elle est disponible en plaque ou en vrac. C'est un bon isolant thermique et résiste bien au feu.



**Figure 1.8** La ouate de cellulose

- **La laine de mouton** : c'est un produit originaire animal (mouton),



**Figure 1.9** Laine du mouton

- **La laine du lin** : est un produit inspiré des parties basses du végétal, sa conductivité thermique ne peut pas être garantie mais varie en fonction d'humidité. Conditionné sous forme de panneaux ou rouleaux, l'isolant en laine de lin est utilisé en isolation des murs, combles, et cloisons, planchers et plafonds.



**Figure 1.10** Laine du lin

**1.5.3.2 Matériaux non écologiques :** Ce sont des matériaux pas bons pour la santé ainsi pour l'environnement, mais malheureusement les plus souvent utilisés pour la construction des maison, telle que : l'acier, le parpaings, laine de verre, le polysteréne expansé.

- **L'acier :** il est destiné pour l'isolation des toitures et terrasses, il offre une protection thermique, acoustique et protection contre l'incendie.



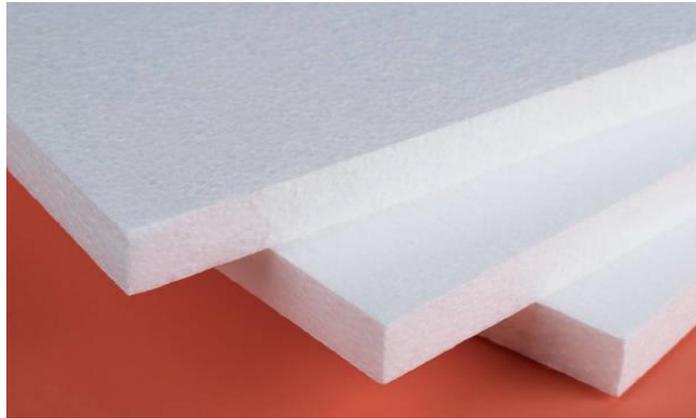
**Figure 1.11** L'acier

- **Le parpaing :** est un matériau de construction et d'isolation des murs au même temps, il est utilisé ces dernières années à la place des parpaings classiques. Ce type ne présente pas de pontes thermiques, il est conçu essentiellement des matières recyclées.



**Figure 1.12** Le parpaing

➤ **Le polystyrène expansé** : c'est le matériau le plus souvent utilisé en isolation thermique par l'extérieur, il est issu de l'industrie pétrochimique (un matériau plastique et rigide emprisonnant beaucoup de petites bulles de gaz).



**Figure 1.13** Polystyrène expansé

Comme l'isolation thermique est indispensable pour assurer un bon confort thermique tout en minimisant l'énergie consommée par le chauffage ou par une climatisation, le choix des isolants utilisés est aussi important et basé sur les critères suivants :

- ❖ La conductivité thermique : est une grandeur physique, représente la capacité de transférer la chaleur par un matériau [30], autrement dit c'est la puissance (en *Watts*) qui traverse en une heure  $1 \text{ m}^2$  de paroi sur 1 mètre d'épaisseur de matériaux homogène, lorsqu'elle est soumise à une différence de température de  $1 \text{ }^\circ\text{C}$  ou  $1\text{K}$ . Elle se mesure en  $\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{ }^\circ\text{C}^{-1}$  ou  $\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$  plus ce paramètre est petit, plus le matériau est isolant [6].
- ❖ L'épaisseur du matériau
- ❖ La résistance thermique : est la résistance d'un matériau aux variations de chaleur, c'est un paramètre à ne pas négliger, il dépend de la conductivité et de l'épaisseur de l'isolant. Elle est obtenue en appliquant cette relation :

$$R = \frac{ep}{\lambda} \quad (1.1)$$

Avec :  $ep$  : c'est l'épaisseur du matériau en *mètre* et  $\lambda$  : représente la conductivité thermique du matériau.

- ❖ La densité du matériau : c'est la masse volumique d'un matériau, ce paramètre est pris en compte pour calculer la capacité thermique d'un isolant autrement dit sa capacité à stocker de la chaleur, plus un matériau est dense, plus sa capacité thermique est élevée.
- ❖ Le coût du matériau.

### 1.5.4 Logiciels utilisés pour la modélisation des systèmes CVC

Plusieurs outils de simulation des systèmes du bâtiment et des systèmes CVC existent aujourd'hui citant les plus utilisés : SIMBAD, EnergyPlus, SIBIL, DOE-2, HAP, PHPP, TAS, HVACSIM+, TRNSYS, SPARK, ESP-r, COMFIE, ConsoClim. Durant nos travaux de recherches on a choisi le toolbox SIMBAD qui a été développé par l'équipe CSTB (Centre Scientifique des Travaux de Bâtiment), dans le but de répondre aux problèmes et aux coûts des essais sur le terrain. Ce logiciel est très puissant et très performant pour la conception des modèles des systèmes CVC, il est également facile à intégrer dans l'environnement Matlab/Simulink qui contient des contrôleurs et des outils comme : les réseaux de neurones, fuzzy logique et beaucoup d'autres ce qui le rend très essentiel pour l'optimisation des installations de génie climatique [31] et très utilisé en thermique du bâtiment [32,33].

Parmi les caractéristiques de l'outil SIMBAD on cite quelques-uns :

- ✓ L'utilisation des schémas graphiques pour le développement des modèles dans l'environnement Simulink.
- ✓ La structure ouverte des modèles dans l'environnement graphique pour que l'utilisateur puisse accéder à cet espace et effectuer des modifications et personnaliser les modèles.
- ✓ L'utilisation d'une base de données réelle sous forme de vecteurs contenant une base météo liée aux autres facteurs agissant sur le système modélisé.

### 1.5.5 Modèle d'application

Dans cette partie, des données réelles et des équations physiques sont utilisées pour reproduire un modèle dynamique [34], qui a le même comportement que celui d'un vrai chauffage dans un bâtiment réel. Le bâtiment à contrôler est un local commercial, en France et plus précisément situé dans la ville de Nancy, qui est l'une des régions les plus froides de France. La structure du modèle de chauffage du bâtiment est présentée par la figure 1.4. C'est un système à une seule entrée qui représente la puissance du radiateur et délivre une température dans le but de chauffer la pièce occupée avec la prise en compte de toutes les perturbations rencontrées dans la réalité et qui sont indiquées ci-dessous :

**$E_{\text{vert}}[w/m^2]$**  : le rayonnement vertical global.

**$E_{\text{vert}} [lux]$**  : la luminosité verticale globale.

**Blind pos** : la position des rideaux de la pièce, qui est gérée par 1 ou 0 (ouvert ou fermé).

**Text [ $^{\circ}C$ ]** : la température extérieure.

**T\_upper, T\_lower, T\_adj**: les températures des pièces qui sont en contact avec la pièce occupée.

**Q\_elec [w ]**: la chaleur dégagée par les équipements électriques existants dans la pièce.

**Q\_occ [w ]**: la chaleur dégagée par les occupants de la pièce.

**Air in** : vecteur décrivant le flux d'air entrant dans la pièce par ventilation ou infiltration.

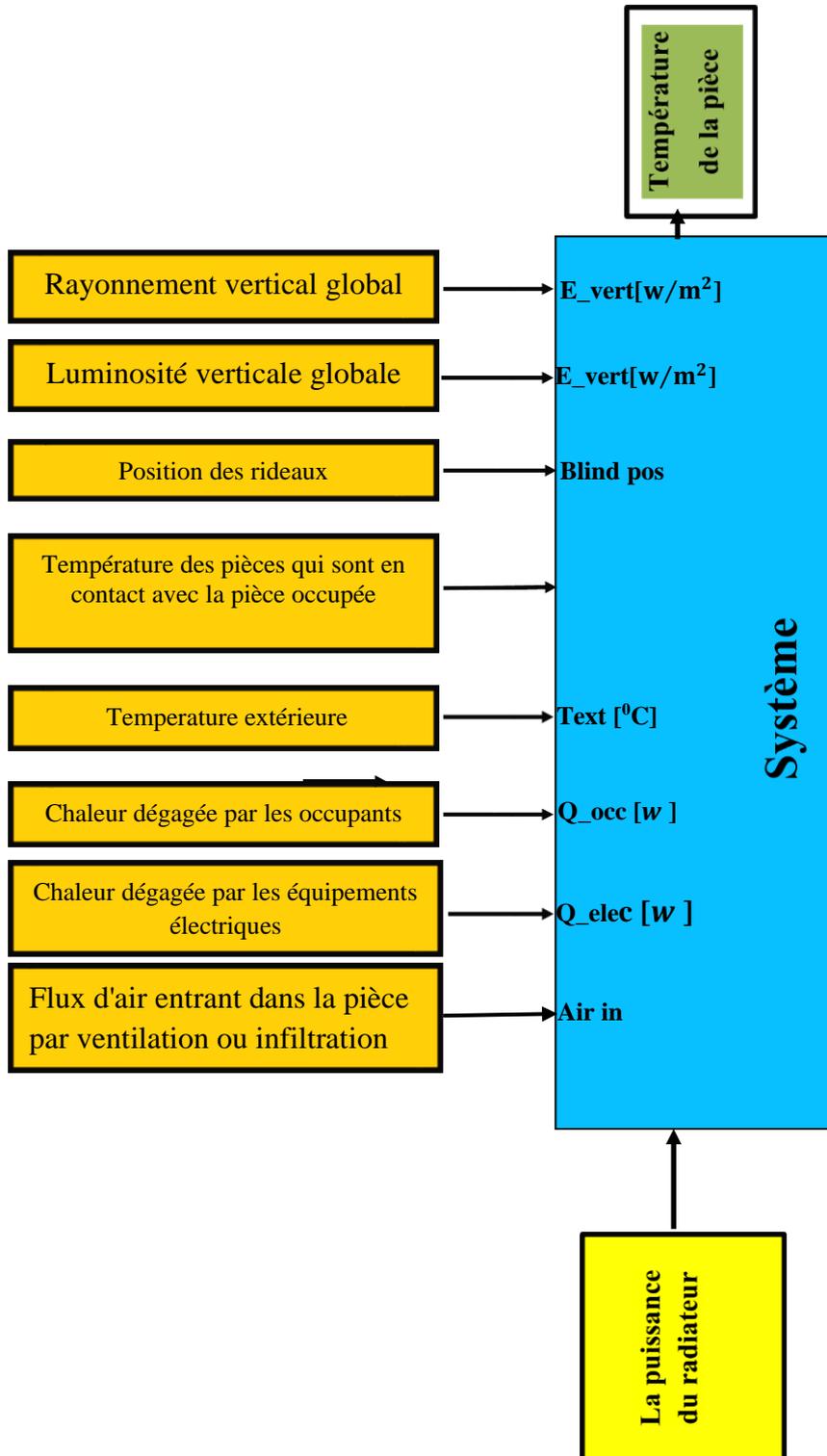


Figure 1.14 Présentation du modèle

Comme c'est mentionné précédemment, une salle commerciale est choisie comme endroit à chauffer vue que les bâtiments commerciaux représentent un grand consommateur d'énergie en générale et de l'énergie électrique en particulier, où ce type d'espace du travail est occupé de 8<sup>h</sup> à 17<sup>h</sup> pendant les jours ouvrables. Le tableau 1.1 contient les caractéristiques géométriques de la pièce utilisée durant la simulation et le tableau 1.2 représente les caractéristiques des matériaux de construction du bâtiment.

**Tableau 1.1** Caractéristiques géométriques de la pièce étudiée

Longueur de la zone [m]	4
Largeur de la zone [m]	3
Hauteur de la zone [m]	3
Longueur des fenêtres [m]	2
Largeur des fenêtres [m]	1
Température initiale de la zone [°C] (air-floor-ceiling-wall)	0
Chaleur dégagée par les équipements électriques m <sup>2</sup> [W/m <sup>2</sup> ]	1
Conductivité de chaleur [%]	50
Humidité [kg/hr/m <sup>2</sup> ]	5
CO <sub>2</sub> dégagé [l/hr/m <sup>2</sup> ]	1
Nombre des occupants	2
Type d'activité des occupants	Parle
Air traversant la pièce [m <sup>3</sup> /h/pers]	20
Facteur de réflexion moyen de la zone	0.5
Angle d'incidence du rayonnement solaire normal de la fenêtre (°)	90
Facteur de transmission des fenêtres sans rideaux	0.67
Facteur de transmission des fenêtres avec rideaux	0.3
Rapport des facteurs de transmission de l'éclairage direct sans rideaux	0.9
Rapport des facteurs de transmission de l'éclairage direct avec rideaux	0.3
Facteur de transmission de la chaleur solaire d'une fenêtre sans rideaux	0.75
Facteur de transmission de la chaleur solaire d'une fenêtre avec rideaux	0.21
U-valeur de la fenêtre [W/m <sup>2</sup> K]	3

**Tableau 1.2** Caractéristiques des matériaux de construction du bâtiment

	Composition des parois	Épaisseur [m]	Densité [Kg.m <sup>-3</sup> ]	Capacité Thermique [J.Kg.K <sup>-1</sup> ]	Cond. Therm [W.m <sup>-1</sup> .K <sup>-1</sup> ]	Coefficient d'échange [W.m <sup>-2</sup> .K <sup>-1</sup> ]
Mur Extérieur	➤ plaque de plâtre	0.01	1000	1000	0.043	5/20
	➤ Polystyrène expansé	0.08	20	1450	0.047	

	➤ Blocs de béton	0.2	950	920	0.46	
Plancher bas	➤ Plastique	0.020	270	1400	0.100	$5/\infty$
	➤ 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	
Plafond	➤ plaque de plâtre	0.010	1000	1000	0.430	$5/20$
	➤ polystyrène	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	

## 1.6 La simulation du modèle en boucle ouverte

Pour étudier le comportement ainsi la dynamique du système, nous avons simulé le processus pendant une journée en boucle ouverte (voir annexe A), en utilisant les diverses perturbations et paramètres indiqués dans les tableaux 1.1 et 1.2. La chaleur des occupants est de 80 watts par personne pendant la période d'occupation et les autres perturbations rencontrées sont les suivantes :

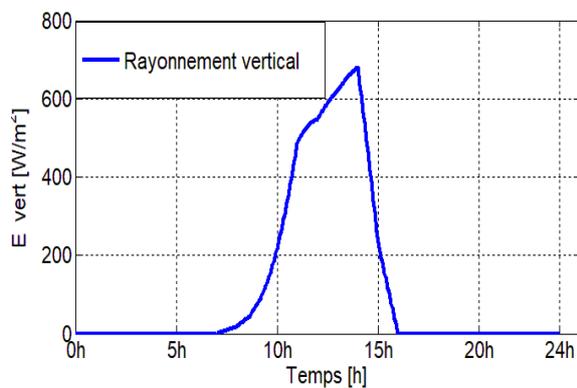


Figure 1.15 Rayonnement vertical global

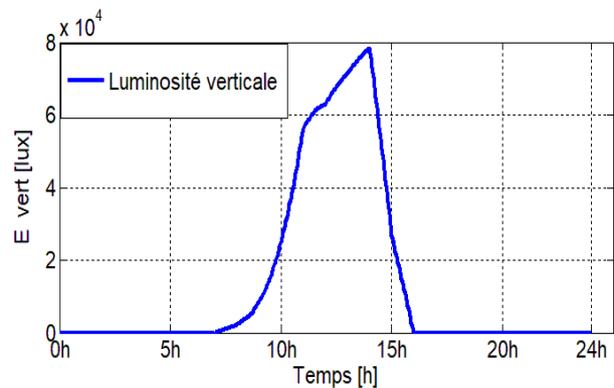
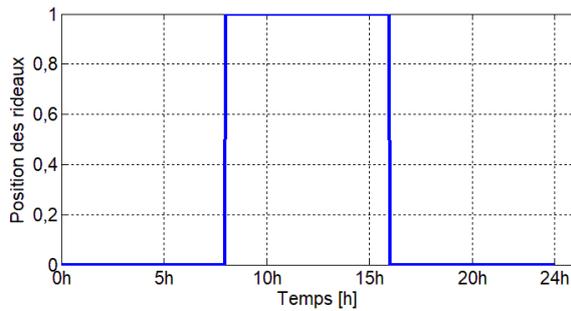
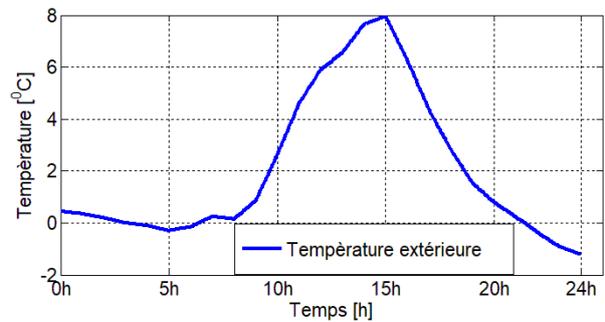


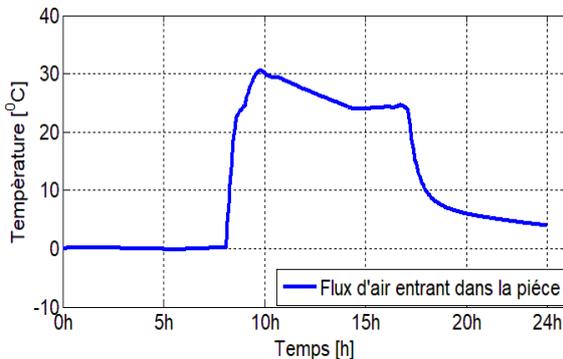
Figure 1.16 Luminosité verticale globale



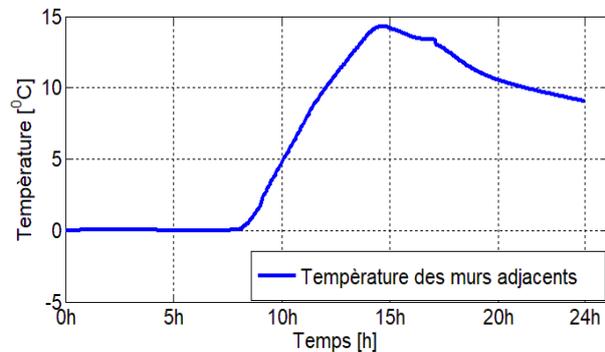
**Figure 1.17** Position des rideaux de la pièce



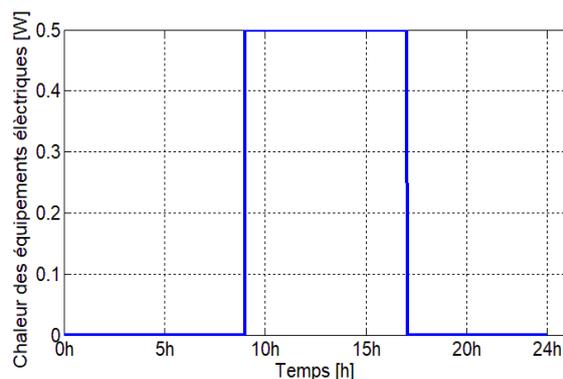
**Figure 1.18** Température externe



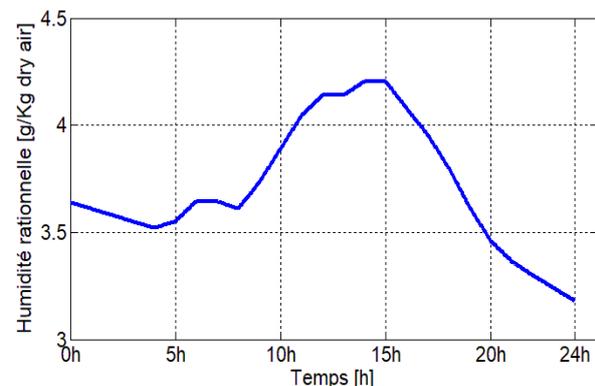
**Figure 1.19** Air entrant dans la pièce



**Figure 1.20** Température des murs qui sont en contact avec la pièce étudiée



**Figure 1.21** Chaleur dégagée par les équipements électriques



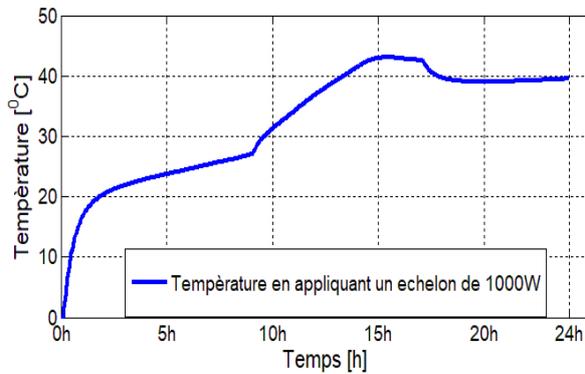
**Figure 1.22** Humidité rationnelle

D'après les figures 1.15 à 1.22, on constate que les perturbations sont fortement non linéaires et variables dans le temps, c'est pour cela on est face à un système complexe, qui nécessite un contrôleur intelligent, robuste et très performant.

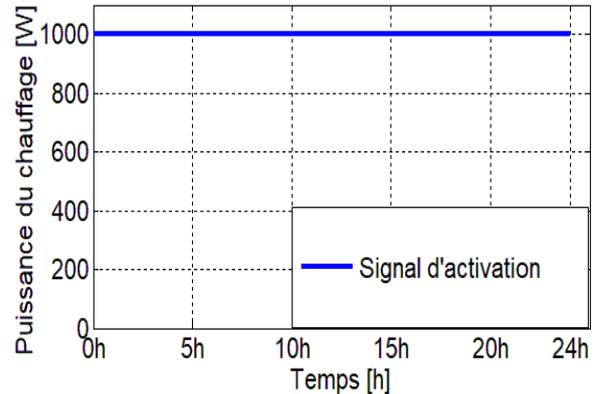
Les perturbations illustrées sur les figures 1.15, 1.16, 1.18 et 1.22 sont le rayonnement vertical, la luminosité verticale, la température extérieure et l'humidité rationnelle, ces dernières sont des données issues du fichier météorologique qui contient les conditions climatiques de la ville, les valeurs sont prises par défaut de la boîte à outils SIMBAD. La figure 1.17 représente la position des rideaux, elle est en état ouvert ou fermé généré par 1 ou 0. La figure 1.19

représente l'air extérieur qui traverse la pièce par les différents vides. Concernant la quantité de transfert thermique entre les pièces qui sont en contact avec la pièce étudiée, elle est donnée par la figure 1.20. Des équipements électriques tels que : imprimantes, ordinateurs émettent également de la chaleur (voir la figure 1.21).

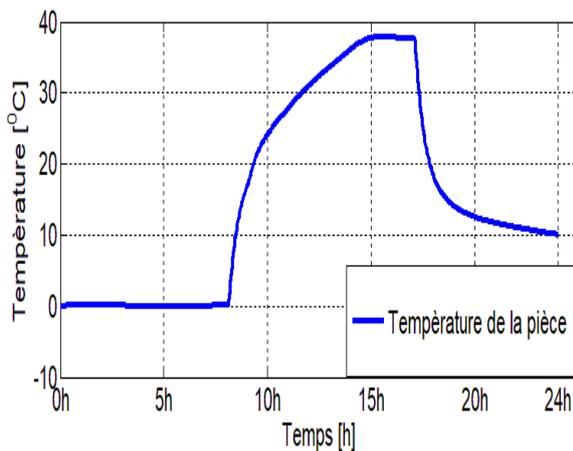
Dans un premier temps, nous avons simulé le modèle en boucle ouverte pour identifier les caractéristiques du système qui nous permettent d'affiner les paramètres du contrôleur. Les figures 1.23 à 1.28 illustrent les résultats de la simulation.



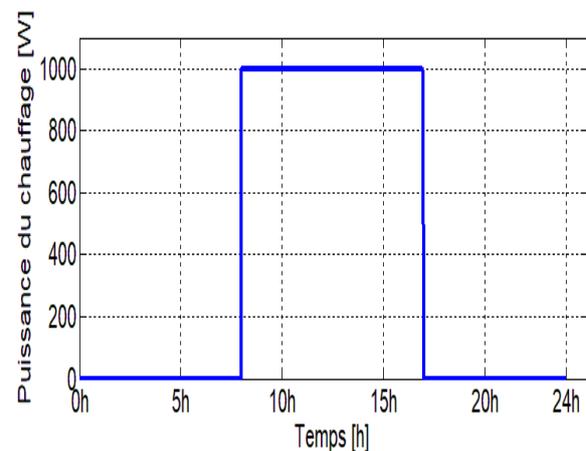
**Figure 1.23** Réponse à une entrée échelon de 1000W



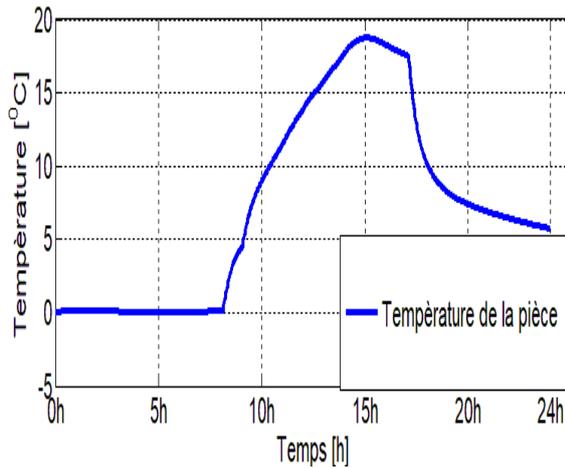
**Figure 1.24** Entrée échelon de 1000 W d'amplitude



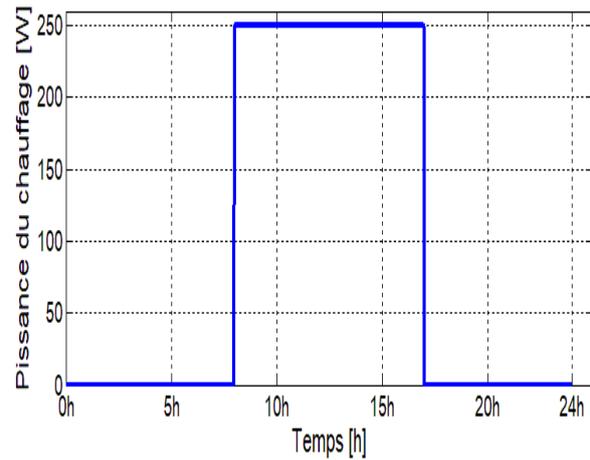
**Figure 1.25** Réponse à une entrée porte de 1000W



**Figure 1.26** Puissance du chauffage (1000 W) de 08<sup>h</sup> à 17<sup>h</sup>



**Figure 1.27** Réponse à une entrée de 250W



**Figure 1.28** Puissance appliquée (250W) de 08<sup>h</sup> à 17<sup>h</sup>

D'après la figure 1.23 qui représente la température de la pièce en utilisant une entrée à échelon d'amplitude 1000 W (illustrée sur la figure 1.24), on remarque que le système a une dynamique lente. Pour une entrée de même amplitude mais appliquée uniquement durant la période d'occupation qui est de 8<sup>h</sup> à 17<sup>h</sup> comme le montre la figure 1.26, on constate que la température ambiante augmente continuellement jusqu'à une valeur indésirable dépassant 36°C. Par contre, sur la figure 1.27 en utilisant une puissance de 250W (illustrée sur la figure 1.28), nous avons eu une température favorable (qui est de 19°C) mais pas pendant toute la période d'occupation. D'après les résultats des trois tests, nous concluons que le système de chauffage est de lente dynamique, présente un degré de non linéarité très élevé et soumis aux nombreuses perturbations incontrôlables et variables dans le temps. Pour cette raison, nous devons être prudents lors du choix du contrôleur et du modèle de référence à utiliser.

## 1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le chauffage qui est l'équipement responsable du bon confort des occupants en période d'hiver, puis le modèle du chauffage d'un bâtiment commercial connecté à une base de données réelle afin de générer les paramètres métrologiques et géométriques est utilisé lors des travaux de recherches de cette thèse. La présence de toutes ces contraintes rend le système complexe mais proche du modèle réel. Vue l'importance de l'isolation thermique dans la conservation de l'énergie consommée par l'équipement du chauffage ainsi dans l'assurance du meilleur confort thermique, les matériaux isolants les plus connus et les plus exploités pendant la construction des bâtiments actuelles sont présentés. En dernier de ce chapitre une simulation du modèle en boucle ouverte est faite dans le but d'étudier son comportement et de déduire ses caractéristiques (l'ordre du système, le temps de repense, sa dynamique).

## ***CHAPITRE 2***

***Etat de l'art sur les techniques  
de contrôle des systèmes CVC***

# Chapitre 2

## Etat de l'art sur les techniques de contrôle des systèmes CVC

### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'état de l'art sur les techniques de commande les plus utilisées pour la régulation thermique des systèmes CVC. Différentes méthodes de contrôle ont été développées pour améliorer la qualité de l'air et maintenir la température autour des valeurs souhaitées à l'intérieur des zones du bâtiment. Ces stratégies de contrôle peuvent être classées en quatre catégories : les contrôleurs classiques, les contrôleurs avancés (adaptatifs, prédictifs, etc.), les contrôleurs intelligents et les contrôleurs hybrides.

### 2.2 Techniques de régulation thermique des bâtiments

De nombreuses recherches ont été faites au cours des dernières années, dans le but d'améliorer le rendement énergétique dans un bâtiment, tout en assurant un meilleur confort thermique aux occupants et en minimisant l'énergie utilisée. C'est pourquoi, plusieurs techniques de contrôle sont développées dans ce sens depuis le 20<sup>ème</sup> siècle [12,31].

#### 2.2.1 Techniques classiques

Au début, le régulateur de température se composait de trois éléments ; un thermostat, un amplificateur et un moteur ou un mécanisme pour actionner les vannes ou les commutateurs [35]. Dans les parties suivantes nous allons présenter brièvement les contrôleurs classiques utilisés pour la commande des systèmes CVC.

**2.2.1.1 Commande tout ou rien (TOR) :** En automatique, le concept TOR (tout ou rien) se ramène au binaire : 0 ou 1. Cela signifie que l'information à traiter ne peut prendre que deux états (marche-arrêt). Seuls ces deux niveaux logiques sont possibles, d'où l'appellation commande tout ou rien (en anglais : bang-bang-control ou on-off-control). Ce genre de contrôleur est un mécanisme de rétroaction, puisqu'il utilise l'erreur entre la consigne et la

valeur mesurée  $e(t) = T_{mes}(t) - T_{ref}(t)$  dans le but de contrôler l'état du système. Dans [36] les auteurs ont fait une étude comparative entre la consommation d'énergie d'un système CVC en utilisant un simple on/off contrôleur et un autre contrôleur on/ff intelligent.

**2.2.1.2 Contrôleurs P, PI et PID :** en cas de commande continue, les contrôleurs proportionnel P (sous forme de vanne thermostatique), proportionnel intégral PI, et proportionnel intégral, dérivé PID, sont généralement adaptés pour contrôler différentes variables de processus telles que la pression, le débit, la température et la vitesse dans les applications industrielles. Dans ce contrôleur, un dispositif de retour de boucle de contrôle est utilisé pour réguler toutes les variables de processus. En temps discret, la loi de commande PID est décrite par :

$$u(k) = K_p e(k) + K_I T_s \sum_{i=0}^k e(i) + K_D \frac{e(k) - e(k-1)}{T_s} \quad (2.1)$$

avec :

$K_p$  : le gain proportionnel.

$K_I$  : le gain intégral (on utilise souvent  $T_I = 1/K_I$  représentant le temps d'intégration).

$K_D$  : le gain dérivé.

$e(k)$  : l'erreur instantanée (valeur mesurée – consigne)

$u(k)$  : le signal de commande instantané.

$T_s$  : est la période d'échantillonnage.

Le réglage des paramètres du PID ( $K_p, K_I, et K_D$ ) peut se faire d'une manière manuelle en effectuant plusieurs tests, mais cette méthode est prenante, couteuse et difficile [37], c'est pour cette raison des méthodes d'autoréglage sont développées pour faciliter la mise en œuvre de ces contrôleurs et améliorer leurs performances [38]. La méthode de Ziegler-Nichols est souvent adoptée pour l'identification des paramètres du contrôleur PI et PID [39], d'ailleurs elle est utilisée dans [40] pour le contrôle de la température de l'eau et l'humidificateur dans un système de climatisation.

Bien que les méthodes classiques soient beaucoup utilisées pour la commande des systèmes en raison de leurs simplicités et leur facilité d'utilisation, néanmoins leurs performances se dégradent considérablement lorsqu'elles sont appliquées sur des systèmes complexes tels que les systèmes CVC [41,42]. Dans [43], un PID en cascade a été proposé pour le contrôle de la température et a donné de meilleurs résultats par rapport à un PID traditionnel et un PID industriel, mais le système CVC utilisé dans cet article est simplifié et modélisé par

une simple équation de transfert sans tenir en considération les caractéristiques thermiques et physiques du système, ce qui rend le modèle loin de celui réel [44].

### 2.2.2 Techniques avancées

Puisque les techniques de commandes classiques présentent les limitations vis-à-vis les systèmes complexes et variables dans le temps, d'autres méthodes sont développées dans le but de faire face aux problèmes cités précédemment. Parmi les techniques de commande avancées on mentionne les plus rencontrées dans la littérature : la commande non linéaire, la commande robuste, la commande optimale et la commande prédictive. Dans [45], un algorithme a été proposé pour le contrôle du chauffage dans un bâtiment en utilisant un apprentissage par renforcement, qui contrôle les zones de chauffage dans un bâtiment de manière efficace et beaucoup mieux en les comparant avec ceux obtenus par un modèle du control prédictif.

Les auteurs de [46] ont décrit l'utilisation d'un modèle interne pour la prédiction des sorties d'une usine étant la zone contrôlée sur un intervalle de temps fini, ce modèle est utilisé à son rôle pour résoudre un problème d'optimisation quadratique afin de trouver une séquence d'entrées du contrôleur. Comme ce type de contrôleurs sont basés sur le développement théorique du système et non pas sur les données expérimentales [47], et ils nécessitent des connaissances mathématiques et physiques sur le système qui sont souvent indisponibles, d'autres techniques basées sur l'adaptation ont récemment été élaborées, comme la régulation PI adaptative [42], qui propose le contrôle de la climatisation d'un système HVAC par un régulateur adaptatif, en utilisant un PID auto-ajustable. Ses paramètres sont estimés par l'utilisation de la méthode des moindres carrés récursives. Après une étude comparative avec le contrôleur  $H_\infty$ , il est noté qu'il est plus efficace pour contrôler le processus HVAC, qui a été décrit comme un modèle de premier ordre. Un autre travail a été réalisé juste après [48], l'idée est presque la même, mais les paramètres du PID adaptatif ont été estimés par la combinaison des moindres carrés récursifs et la méthode d'ajustement du domaine Z. Les deux algorithmes prennent beaucoup de temps dans la phase d'identification des paramètres. Tous les travaux antérieurs s'appuient sur des expériences répétées dans la pratique, comme le cas du PID classique ou sur des connaissances théoriques du système, souvent inconnues, donc l'absence d'informations suffisantes sur le modèle a rendu ces méthodes difficiles et parfois impossibles à adapter. Selon [42] le contrôle par PI/PID hybride prend beaucoup de temps et coûte cher, c'est pourquoi une alimentation en air comprimé pour le système HVAC a été contrôlé à l'aide d'un schéma d'autoréglage pour le contrôleur PI/PID flou, ses résultats de simulation sont

satisfaisants et meilleurs qu'un PI/PID classique et un régulateur neuro-flou, mais le modèle de système considéré était idéal c'est-à-dire qu'il était représenté par une fonction de transfert simple sans tenir compte de tous les facteurs rencontrés dans la réalité, qu'influencent directement la consommation d'énergie et le confort thermique des occupants [49]. Dans [50], une stratégie MCP fonctionne d'une manière stochastique est utilisée pour améliorer efficacité énergétique des bâtiments, ce contrôleur apprend la dynamique du système ainsi les conditions météorologiques et il les utilise pour construire des contraintes probabilistes sur la température intérieure et les niveaux de concentration de CO<sub>2</sub>.

### **2.2.3 Techniques intelligentes**

Les contrôleurs intelligents forment une classe de techniques basées sur l'inspiration humaine, elle est davantage liée au processus et à la capacité de réflexion et d'analyse de données approfondies au maximum qu'à un format ou une fonction particulière. Ce genre de contrôleurs vise à améliorer de manière significative les capacités et les contributions humaines sans avoir recours à un modèle structurel du processus. Parmi les techniques intelligentes plus connues, on trouve la logique floue, les réseaux de neurones, les algorithmes évolutionnaires. Ces méthodes sont fortement appliquées aux systèmes CVC depuis 1990 [31], dont la majorité des travaux sont indiqué dans [51].

#### **2.2.3.1 Réseaux de neurone**

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont une modélisation mathématique simple des neurones biologiques, ils sont également appelés neurones formels, et ils reçoivent des informations de données sous la forme d'un vecteur d'entrée et donnent une sortie, après passage par un ensemble de calculs. Le premier neurone artificiel a été développé en 1948 par McCulloch-Pitts [52, 53]. De nos jours, de nombreux types de RNA existent, les plus utilisées sont les multiples couches cachées (MLP) pour ses bonnes performances et sa régulation de puissance devant des systèmes non linéaires et très complexes. Plusieurs travaux ont été réalisés dans le domaine du control des systèmes CVC, par exemple un réseau de neurones est utilisé pour générer les paramètres PID basés sur l'erreur entre la sortie du réseau de neurones et ceux trouvés par la méthode de Ziegler-Nichols [54]. Une autre application des réseaux de neurones a été proposée dans [55], dans le but de trouver l'heur optimale pour l'activation du chauffage, après une période d'inoccupation., lors de ce travail, le réseau neuronal a comme entrées la température intérieure, la température extérieure et ses gradients, Mais selon [31] cette

technique présente un inconvénient dans le fait que la méthode exige un nombre significatif de données pour que la procédure d'apprentissage offre des solutions précises.

### **2.2.3.2 Logique floue**

La pensée humaine est une accumulation d'intuition et d'exactitude, L'idée de commande floue a été proposée dans des notes publiées par Zadeh en 1968 et 1972 et a été pionnée par Mamdani et Assilian en 1974. Le système flou est basé sur une connaissance préliminaire sur le processus, exprimée sous forme d'une collecte de règles [56]. Des techniques basées sur la logique floues sont employés pour le control de nombreux systèmes non linéaires et complexes comme le cas des systèmes CVC. Dans [56], un état de l'art détaillé est présenté dans ce sens. Prenant l'exemple de la référence [57] où les auteurs ont fait l'identification et la modélisation d'un système de climatisation en utilisant la logique floue, en plus à un autre travail de régulation d'une chaudière [58] et d'un ventilo-convecteur [59]. Un autre travail très important qui sert à contrôler un chauffage dans un bâtiment à énergie renouvelable [60].

### **2.2.3.3 Algorithmes évolutionnaires**

L'optimisation des systèmes CVC dans un bâtiment est vraiment nécessaire pour assurer un compromis entre plusieurs critères contradictoires, prenant l'exemple de garantir un meilleur confort aux occupants tout en minimisant l'énergie consommée par le système du chauffage ou de refroidissement. Les méthodes d'optimisation qui appartiennent à la famille des évolutionnaires résolvent ce genre de problèmes mono-objectifs en cherchant l'optimum global qui satisfait l'ensemble des critères. La référence [61], décrit comment les algorithmes génétiques peuvent résoudre le problème de contrôle optimal de la source de refroidissement d'un système de climatisation, qui possède des variables de commande continues mais aussi discrètes. Ainsi les auteurs de [62] ont développé un algorithme génétique, qui est par la suite utilisé dans [63] pour l'optimisation d'un système complet de climatisation. Pour l'article [64] les algorithmes sont aussi utilisés cette fois-ci pour l'optimisation multi-objectif en minimisant le coût d'énergie, d'éclairage ainsi de la construction d'un bâtiment.

### **2.2.4 Techniques hybrides**

Le problème des réseaux de neurones est la complexité de leur structure. Lorsque le nombre de neurones ou le nombre de couches cachées est important, le nombre de paramètres à calculer augmente et la conception de ces architectures devient un défi. Pour ces raisons, les algorithmes d'apprentissage, comme la rétropropagation basée sur la méthode du gradient,

perdent son efficacité d'une part, comme il peut se bloquer à un optimum local sans atteindre un optimum global d'autre part, en plus au problème du choix de taux d'entraînement, lorsqu'il est trop important la dynamique du réseau répond rapidement avec la présence d'oscillations inacceptables autour de l'optimum, par contre s'il est trop faible, l'algorithme converge très lentement. L'utilisation d'autres algorithmes, comme l'algorithme de Newton, ne peut pas résoudre les problèmes précédents, à cause de leur inefficacité lorsqu'ils sont loin du minimum de la fonction. L'association des algorithmes évolutifs aux réseaux de neurones artificiels a attiré l'attention de nombreux chercheurs, l'objectif est de s'inspirer des avantages de chaque technique afin d'avoir un contrôleur rapide et puissant surtout en absence du modèle mathématique et physique du système. Les algorithmes génétiques sont très utilisés pour l'optimisation des contrôleurs classiques, des contrôleurs avancés et des contrôleurs intelligents, surtout en cas de plus qu'un problème à diverses solutions admissibles [65]. Dans [66], les algorithmes génétiques sont adoptés pour développer des contrôleurs flous intelligemment réglés dédiés au contrôle des systèmes CVC en fonction des exigences de performance énergétique et du confort intérieur. Le problème a des restrictions spécifiques qui le rendent très particulier et complexe en raison des exigences de temps importantes existantes en raison de la nécessité de prendre en compte plusieurs critères (ce qui élargit l'espace de recherche de solutions).

## 2.3 Conclusion

Ce chapitre contient une présentation d'un état de l'art sur les travaux les plus importants des techniques de contrôle des systèmes CVC. De nombreuses méthodes existent dans la littérature, on ne les a pas citées toutes, mais on s'est intéressé aux contrôleurs classiques comme le PID et la commande TOR, qui sont incapables devant les systèmes CVC étant des systèmes complexes de lente dynamique et non linéaires. C'est pour cette raison, d'autres techniques dites avancées sont proposées pour régler les problèmes décrits précédemment. A la fin de ce chapitre une partie est consacrée pour les contrôleurs intelligents qui ont vraiment apporté un plus dans le domaine du control des systèmes en général et des systèmes CVC en particulier, c'est pourquoi on a opté pour le control hybride (RN-AG) durant nos travaux de recherche qui seront révélés dans les chapitres ci-après.

## ***CHAPITRE 3***

### ***Réseaux de neurones artificiels***

# Chapitre 3

## Réseaux de neurones artificiels

### 3.1 Introduction

De nos jours, les réseaux de neurones artificiels sont largement abordés dans la littérature. Ils sont de plus en plus utilisés pour l'identification [67], et la commande des systèmes pour lesquels les méthodes conventionnelles échouent.

Ce deuxième chapitre est consacré pour la description générale des réseaux neuronaux, La première partie de ce chapitre contient une brève présentation de quelques notions générales sur les réseaux de neurones biologiques et formels, Nous exposons dans un deuxième temps, les deux principales familles de structures neuronales les plus utilisées, à savoir les réseaux bouclés et non bouclés en illustrant l'architecture structurale de quelques types des réseaux neuronaux les plus connus et les plus décrits dans la littérature. Nous présentons aussi les différentes approches de l'identification et de la commande par réseaux de neurones en joignant le schéma explicatif de chaque approche. Dans cette thèse on s'intéresse particulièrement au réseau neuronal du type MLP.

### 3.2 Réseaux de neurones

#### 3.2.1 Le neurone biologique

Un neurone biologique autrement dit la cellule nerveuse, est l'unité de fonctionnement du cerveau et conçue pour la transmission du signal bioélectrique appelé influx nerveux entre un ensemble de cellules grâce aux caractéristiques structurelles et fonctionnelles de l'interconnexion entre les neurones. Le cerveau humain est constitué entre presque 86 à 100 milliards de neurone [68]. Le neurone est constitué d'un axone qui conduit le potentiel d'action, ainsi de milliers de dendrites qui forment la principale structure réceptrice des neurones et des prolongements de sortie appelés axone [69].

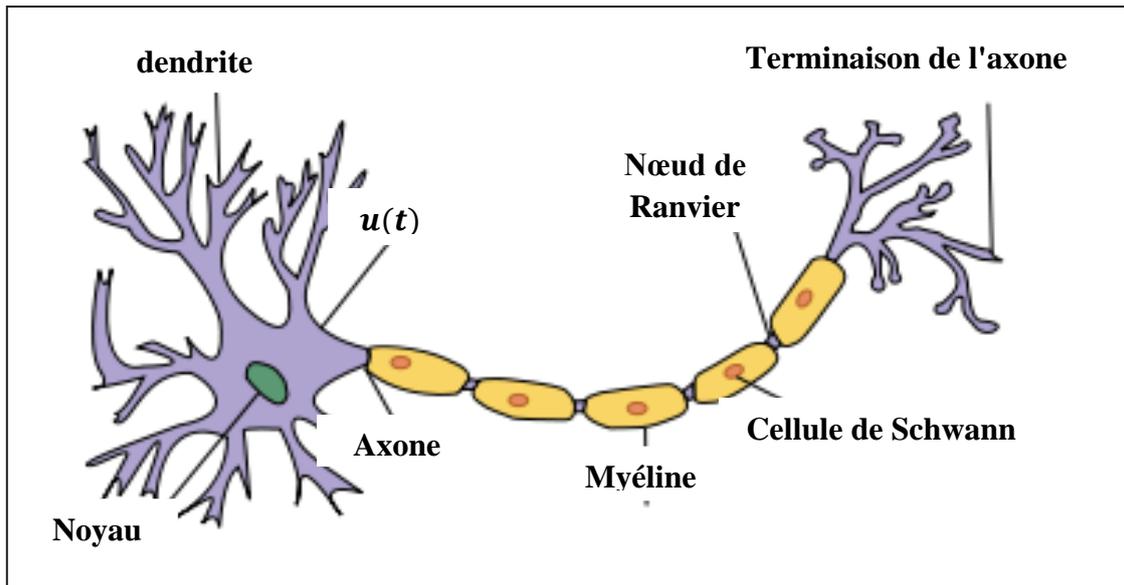


Figure 3.1 Le neurone biologique

### 3.2.2 Le neurone formel

Le neurone formel autrement dit le modèle de neurone à impulsion, est une représentation mathématique et informatique du neurone biologique (le cerveau humain) [70]. Il est constitué d'un ensemble d'entrées et une sortie qui correspondent aux dendrites et au point de départ de l'axone du neurone. Les poids synaptiques sont des coefficients numériques qui représentent les actions excitatrices et inhibitrices des synapses.

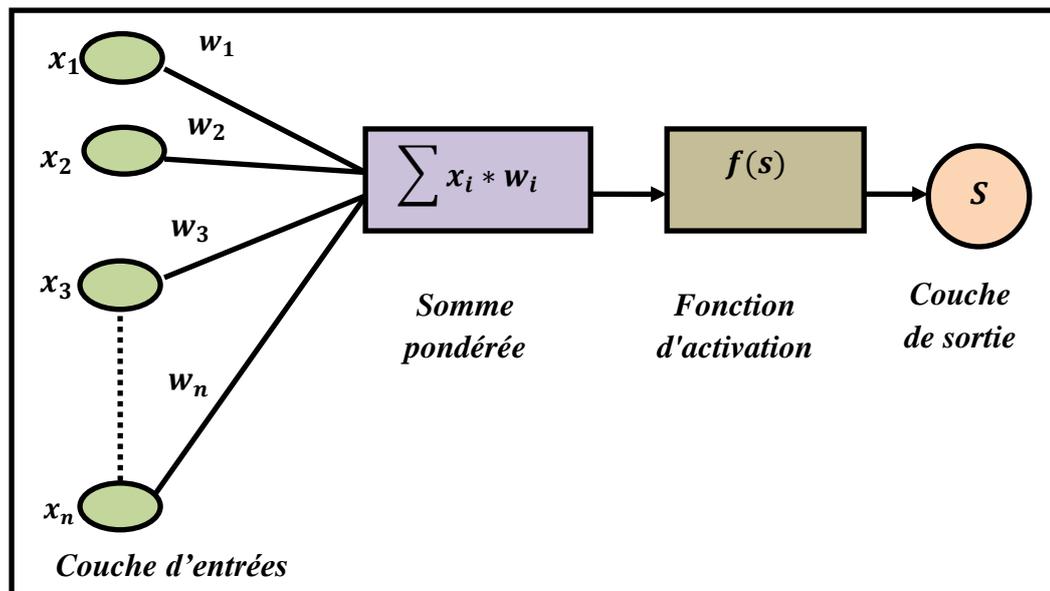
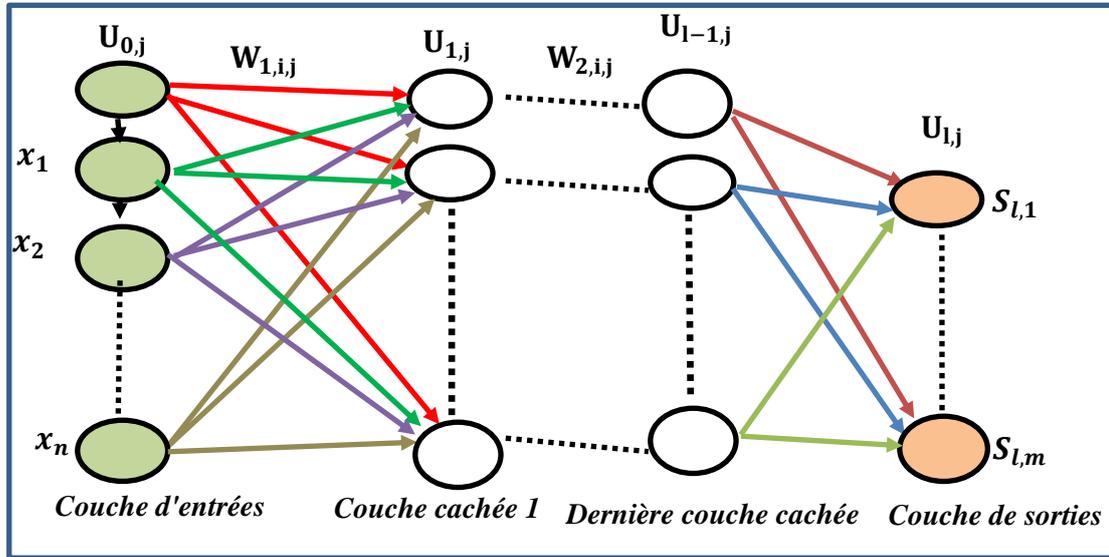


Figure 3.2 Le neurone formel

L'ensemble des neurone formels forment un réseau de neurones dit artificiel, composé d'une couche d'entrée qui contient un nombre de neurones possédant les informations du

système étudié, et d'autres neurones formant une ou plusieurs couches cachées reliées à une dernière couche appelée couche de sortie qui représente la sortie du système [71]. Les neurones de la même couche possèdent les mêmes caractéristiques et utilisent le même type de fonction d'activation, par contre la liaison entre les neurones de couches différentes mais voisines se fait par l'intermédiaire des poids synaptiques qui jouent le rôle des synapses [72].



**Figure 3.3** Structure d'un réseau de neurone artificiel

La sortie de chaque neurone de la structure illustrée par la figure 3.3 est donnée par :

$$U_{l,j} = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} W_{l,i,j} * U_{l-1,i} \tag{3.1}$$

$$S_{l,j} = f(U_{l,j}) \tag{3.2}$$

Avec :

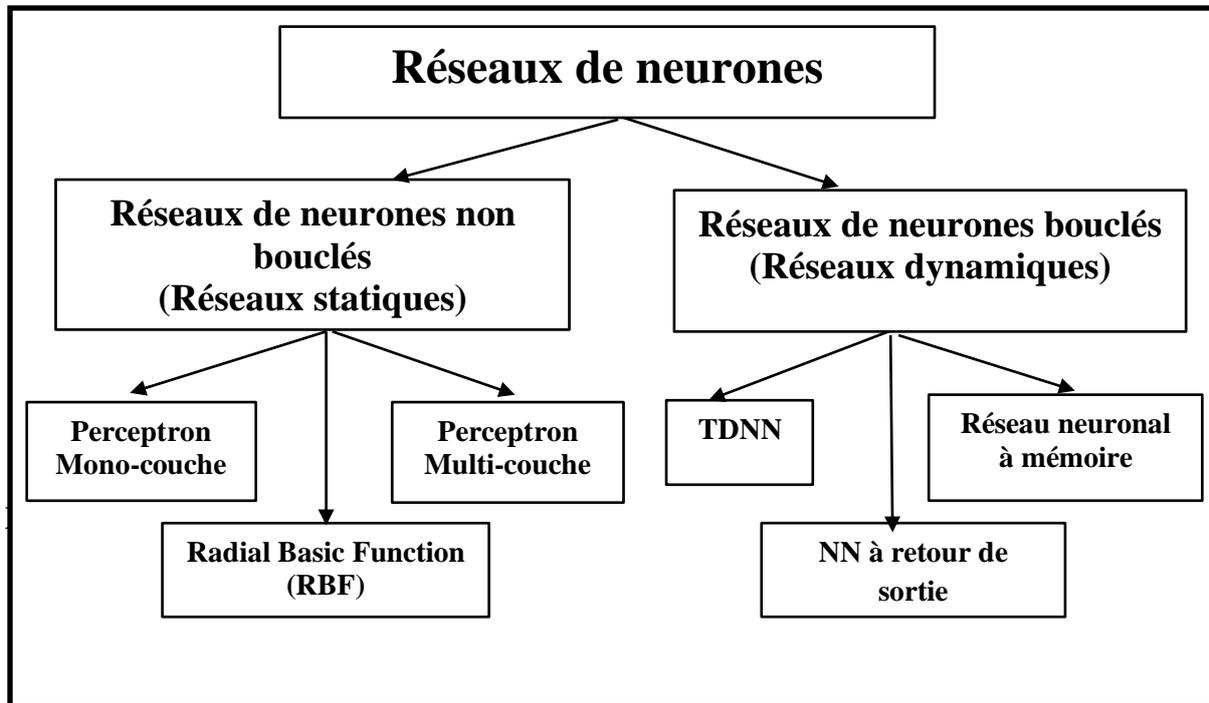
$W_{l,i,j}$ : est le poids synaptique du  $i^{ème}$  neurone de la couche précédente  $l - 1$  et le  $j^{ème}$  neurone de la couche  $l$ .

$U_{l,j}$ : est la sortie du  $j^{ème}$  neurone de la couche  $l$ .

$S_{l,j}$  : représente la sortie du  $j^{ème}$  neurone de la couche  $l$  après l'application de la fonction d'activation.

Les réseaux de neurones artificiels sont de plus en plus utilisés dans divers domaines tels que : la biologie, l'écologie, la physique, la chimie, l'agronomie, l'économie, la médecine, l'informatique, l'automatique et plusieurs autres domaines. Ils sont même appliqués pour

résoudre des problèmes pratique grâce à leur capacité d'aborder des problèmes de calcul complexes [73]. La manière de répartition et de la connexion des neurones dans un réseau définit la structure du réseau neuronal qui diffère d'un réseau à un autre, mais deux types principaux existent : les réseaux de neurones bouclés et non bouclés [74] (voir figure 3.4).



**Figure 3.4.** Type des réseaux neuronaux

### 3.3 Les réseaux de neurone non bouclés

Dans ce type de réseaux, appelés aussi les réseaux statiques, l'information circule de l'entrée vers la sortie sans retour, sauf les neurones de la même couche et ceux des couches voisines qui se connectent entre eux. Le perceptron est constitué au minimum de 3 couches, celle d'entrées, une couche cachée au moins et une couche de sorties. Il existe de nombreux types de cette catégorie de réseau, mais les plus courants sont :

#### A) Les MLP (Multi Layer Perceptron)

Ce type du réseau de neurone est dit multi couches, car il a un nombre de couches  $N \geq 3$  c'est à dire il est formé d'une couche d'entrées qui contient généralement les informations du système et elles sont activées d'une manière forcée, des couches cachées qui contiennent un ensemble de neurones avec leurs fonctions d'activation qui sont généralement des fonctions sigmoïdales. Enfin une couche de sorties, dont les fonctions d'activation sont généralement linéaires et dépendent du problème à traiter.

Le MLP est le réseau neuronal le plus utilisé pour la modélisation des systèmes complexes vue sa capacité d'entraînement et d'adaptation en ajoutant des neurones dans la couche cachée, ajouté à ça la possibilité d'introduire dans le réseau de nouvelles couches cachées [75].

### B) Le RBF (Radial Basic Function)

Ce réseau est largement utilisé pour le traitement et la classification des données grâce à sa structure simple et fixe [76], ainsi qu'à sa rapidité lors d'apprentissage. Il est formé de trois couches seulement ; celle des entrées  $x_i$ , la couche cachée qui contient les fonctions radiales et la couche des sorties. Les paramètres du réseau RBF sont : les centres  $\mu_i$ , les largeurs  $\sigma_i$  et les poids synaptiques  $W_i$ .

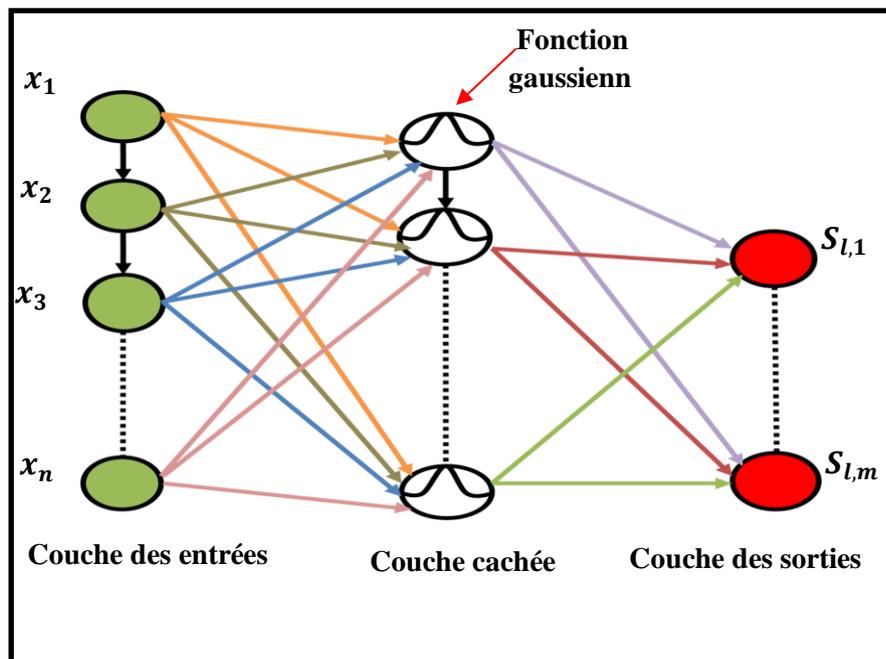


Figure 3.5 La structure du réseau RBF

Le réseau illustré par la figure 3.5 est caractérisé par les équations suivantes :

$$S_{l,j} = \sum_{i=1}^m W_{2,i,j} * h_i \quad (l = 1, 2, \dots, L) \quad (3.3)$$

Avec :

$S_{l,j}$  : est la sortie  $j^{\text{ème}}$  du réseau RBF.

$W_{2,i,j}$  : 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.

$h_i$  : est la fonction de base radiale donnée par l'équation :

$$h_i = \exp\left(-\frac{\|U - C_i\|}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3.4)$$

$C_i$ : est le vecteur centre de la  $i^{\text{ème}}$  fonction gaussienne et  $\sigma_i$  est sa largeur (variances).

### 3.4 Les réseaux de neurones bouclés

Ces réseaux de neurones sont dynamiques, ils ont la même structure que celle du réseau MLP par contre ce qui diffère c'est la connexion rétroactive entre les neurones, pour les réseaux de neurones bouclés. Une connexion entre les neurones de la même couche et entre les neurones des couches voisines peut exister ou une connexion entre les neurones des autres couches même si elles ne sont pas voisines, par exemple les neurones de la couche de sortie peuvent être connectés aux neurones de la couche d'entrées. Dans ce cas la circulation de l'information est bidirectionnelle. Les réseaux de neurones dynamiques sont utilisés pour la modélisation et le control des systèmes très complexes et de degré de non linéarité très élevé. Trois types des réseaux de neurones bouclés existent :

A) **TDNN**: c'est un réseau neuronal multicouche qui présente un retard temporel au vecteur des entrées ce qui rend les entrées retardées.

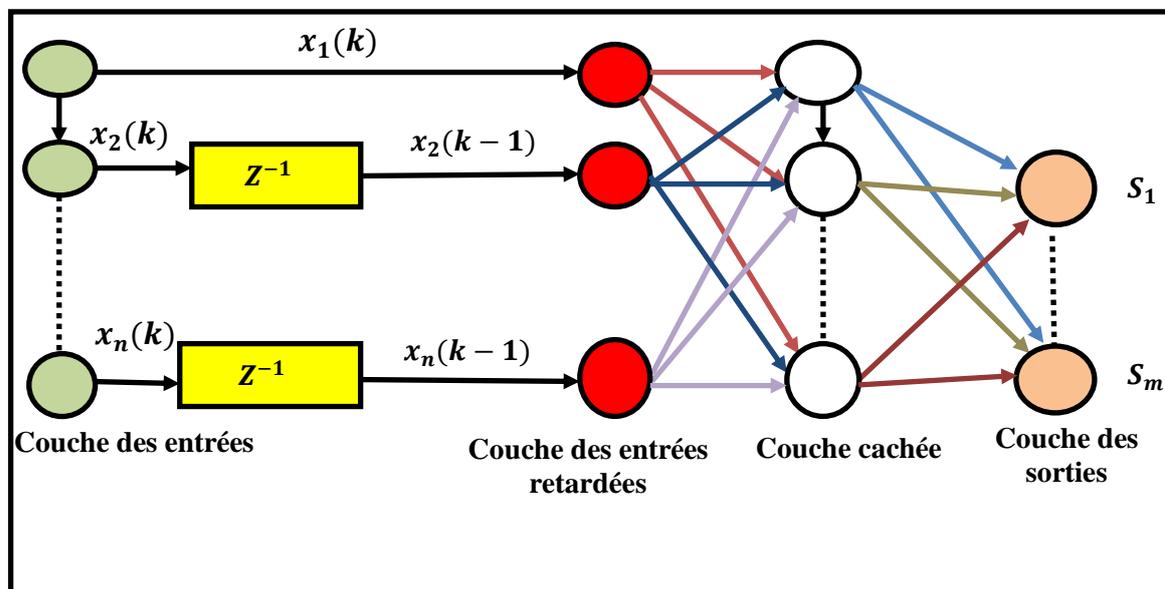


Figure 3.6 Structure d'un réseau TDNN

**B) NN à retour de sortie** : Ce type du réseau a un retour d'information de la sortie vers l'entrée du système, et son vecteur d'entrées est le suivant :

$$X = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-n), s(k-1), \dots, s(k-m)].$$

Avec :

$n$ : est le nombre des entrées retardées.

$m$ : est le nombre de sorties retardées.

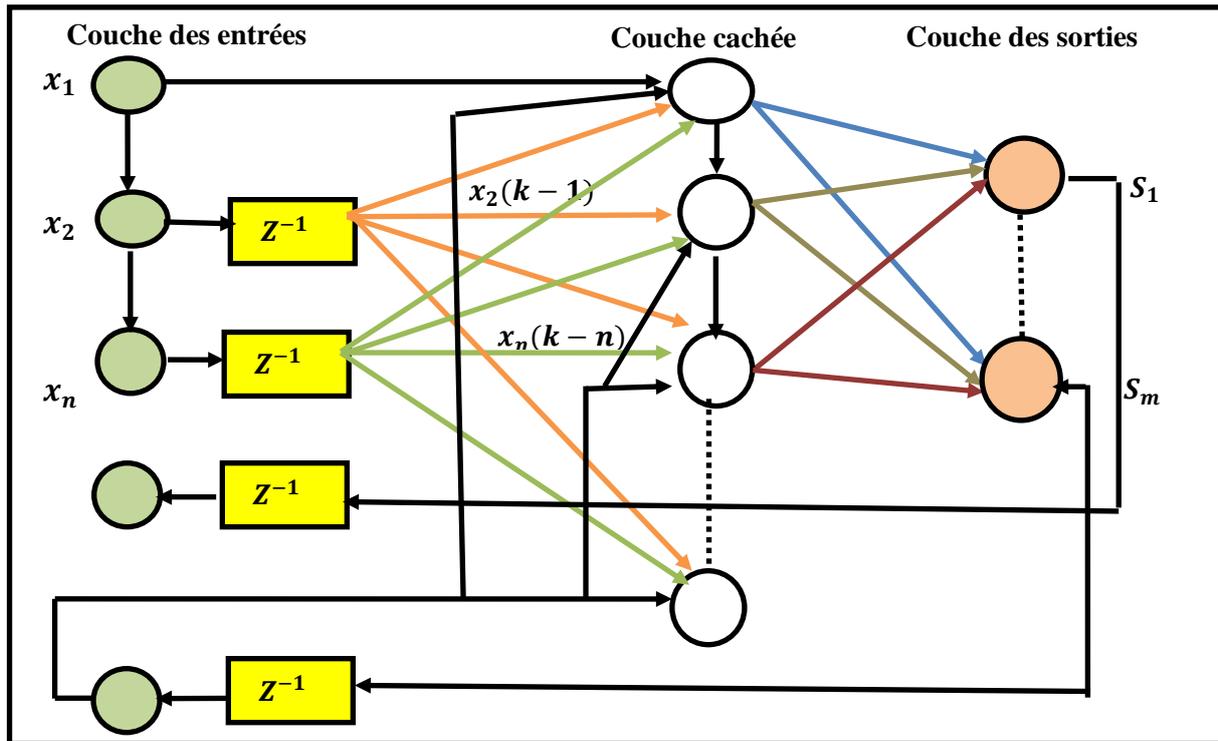


Figure 3.7 Structure d'un réseau NN à retour de sortie

C) **Réseau neuronal à mémoires** : Ce réseau neuronal est un réseau à retour d'état, il a la même architecture qu'un réseau MLP avec la présence d'une unité mémoire pour chaque neurone. Ce qui lui permet de tenir compte de la dimension temps et de l'état précédent du système. La structure du réseau neuronal à mémoire est illustrée sur la figure ci-dessous :

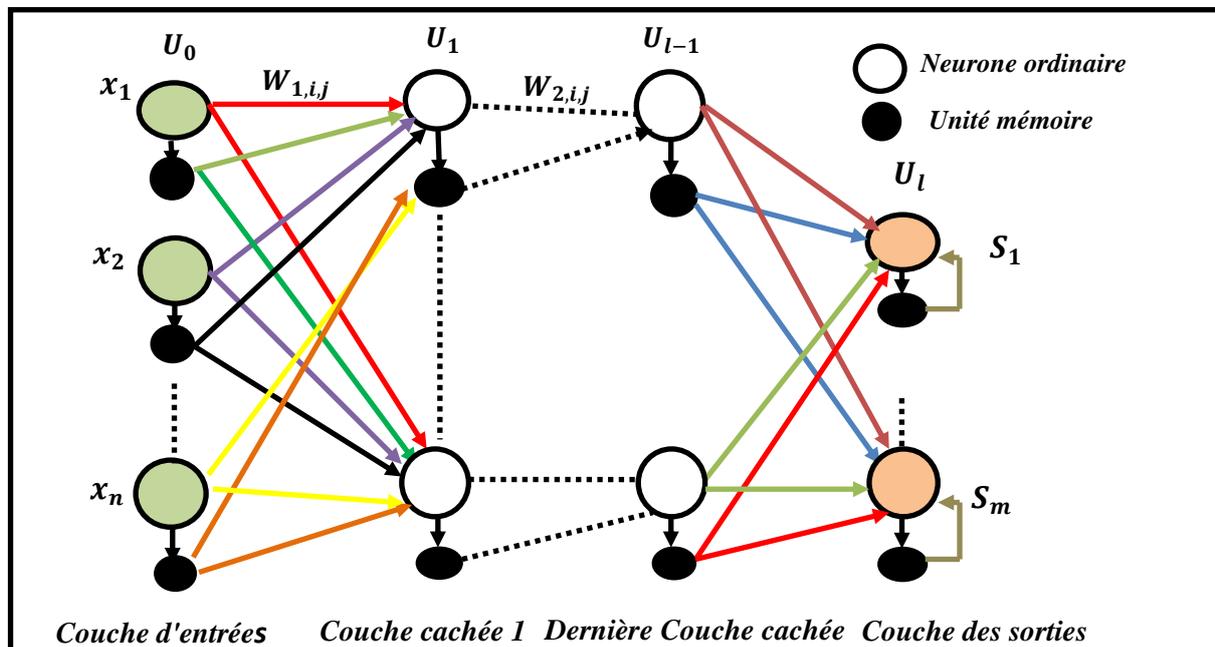


Figure 3.8 Structure d'un réseau de neurone à mémoire

Considérons un réseau constitué de  $L$  couches. La sortie du  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$  ( $0 < l \leq L - 1$ ) est donnée par l'équation suivante :

$$S_{l,j}(k) = f\left(\sum_{i=1}^{N_{l-1}} W_{l,j,i}(k) \cdot S_{l-1,i}(k) + \sum_{i=1}^{N_{l-1}} f_{l,j,i}(k) \cdot v_{l-1,i}(k)\right) \quad (3.5)$$

La sortie de la  $j^{\text{ème}}$  unité mémoire dans une couche  $l$  ( $0 < l \leq L - 1$ ).

$$v_{l,j}(k) = \alpha_{l,j}(k) \cdot S_{l,j}(k-1) + (1 - \alpha_{l,j}(k)) \cdot v_{l,j}(k-1) \quad (3.6)$$

A la couche de sortie, plusieurs unités mémoires peuvent être associées à chaque neurone (Fig.1.12). Ainsi, l'expression de la somme pondérée est donnée par :

$$S_{L,j}(k) = f\left(\sum_{i=1}^{N_{L-1}} W_{L,j,i}(k) \cdot S_{L-1,i}(k) + \sum_{i=1}^{N_{L-1}} f_{L,j,i}(k) \cdot v_{L,i}(k)\right) + \sum_{i=1}^{M_j} \beta_{L,j,i}(k) \cdot v_{L,j,i}(k) \quad (3.7)$$

Avec :

$W_{l,j,i}$ : le poids de connexion entre le  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l - 1$  et le  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ .

$S_{l-1,i}$ : sortie du  $i^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $l - 1$ .

$f_{L,j,i}$ : 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  $l$ .

$v_{l-1,i}$ : la sortie du neurone mémoire du  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l - 1$ .

$v_{L,j,i}$ : sortie de la  $i^{\text{ème}}$  unité mémoire associée au  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $L$ .

$\alpha_{l,j}$ : poids de la connexion entre le  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche  $l$  et son unité mémoire.

$\beta_{L,j,i}$ : 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 mémoires associés au  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche de sortie.

$f(\cdot)$ : fonction d'activation (sigmoïde binaire pour les couches cachées et sigmoïde bipolaire pour la couche de sortie).

Les sorties des unités mémoires sont exprimées par l'équation suivante :

$$v_{L,j}(k) = \alpha_{L,j,i}(k) \cdot S_{L,j,i-1}(k-1) + (1 - \alpha_{L,j,i}(k)) \cdot v_{L,j,i}(k-1) \quad (3.8)$$

Pour garantir la stabilité du réseau les paramètres  $\alpha_{l,j}$ ,  $\beta_{L,j,i}$ ,  $\alpha_{L,j,i}$  doivent être pris entre 0 et 1.

### 3.5 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage des réseaux de neurones formels consiste à la mise à jour des poids synaptiques où les informations du réseau se localisent, autrement l'apprentissage consiste rarement à trouver le nombre de couches et de neurones [76]. Le principe de cette opération est d'ajuster les paramètres voulus autrement dit c'est de les modifier selon des algorithmes de telle façon que le réseau puisse générer correctement la sortie correspondante à chaque point de l'espace d'entrée. On distingue trois familles d'apprentissage :

- **Apprentissage supervisé** : est un apprentissage automatique où un professeur fournit au réseau un ensemble d'exemples qu'on appelle une base d'apprentissage (entrée, sortie désirée correspondante), pour estimer une fonction de prédiction dite aussi une hypothèse [77]. La sortie est donnée sous forme d'une valeur ou d'un vecteur associé à un vecteur d'entrées. Ce cas d'apprentissage est appliqué pour résoudre trois types de problèmes, le premier est le cas d'un problème de régression où la sortie à estimer est une valeur dans un ensemble de réels continus. Le deuxième est dit un problème de classification qui revient à attribuer une étiquette à chaque entrée dont l'ensemble des valeurs de sortie est fini. Le troisième type est le problème de prédiction structurée, qui revient à attribuer une sortie complexe à chaque entrée lorsque la valeur de la sortie est un ensemble de données structurées. Le but de l'apprentissage supervisé est de minimiser l'erreur entre la sortie du système et celle du réseau neuronal.
- **Apprentissage semi-supervisé** : est appelé aussi l'apprentissage par renforcement, il utilise des données étiquetées et non étiquetées [78,79]. Ce type d'apprentissage est exploité généralement pour les problèmes de planification. Un réseau d'action et un autre d'évaluation sont présents pour superviser le réseau. Prenons un exemple de la robotique ; où un agent autonome (le robot) apprend à exécuter une série d'action, après avoir effectué un ensemble d'exemples et à la fin de la tâche demandée le robot sera récompensé ou pénalisé [78].
- **Apprentissage non supervisé** : il se caractérise par l'absence du superviseur et d'étiquetage [80,81]. Dans ce type d'apprentissage les données n'ont aucune information sur la sortie désirée par contre c'est la machine qui propose une réponse après son analyse à un ensemble de données [82], c'est pour cette raison que les données recherchées à prédire ne sont pas disponibles dans la base de données. Ce type d'apprentissage est souvent utilisé dans l'intelligence artificielle.

### 3.5.1 Apprentissage par rétropropagation du gradient

C'est l'une des méthodes les plus utilisées pour l'entraînement des réseaux de neurones, elle date des années 80 développée par Werboset popularisée par Rumelhart et McClelland [83]. C'est un algorithme d'optimisation qui calcule le gradient de l'erreur de chaque neurone de la sortie vers l'entrée. L'algorithme de rétro-propagation est généralement utilisé pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches, il sert à corriger les poids synaptiques qui contribuent plus à l'erreur en les modifiant de manière plus importante contrairement aux autres poids qui provoquent une erreur négligeable. Le critère de performance à minimiser peut-être exprimé par :

$$J(t) = 0.5 \times \sum_{j=1}^{N_L} (U_{L,j}(t) - U_{L,j}^d(t))^2 \quad (3.9)$$

Avec :

$J(t)$  : est la valeur du critère à l'instant  $t$ .

$U_{L,j}(t)$  : est la sortie du réseau à l'instant  $t$ .

$U_{L,j}^d(t)$  : est la sortie désirée à l'instant  $t$ .

Les paramètres du réseau sont ajustés itérativement suivant la règle du gradient comme suit :

$$W_{L,j,i}(t+1) = W_{L,j,i}(t) - \mu \frac{\partial J_N}{\partial W_{L,j,i}} \Big|_{W(t)} \quad (3.10)$$

Où  $\mu$  est le taux d'apprentissage. Pour un poids arbitraire dans la couche  $l$ , le gradient  $\frac{\partial J_N}{\partial W_{L,j,i}}$  peut-être exprimé par la règle de chaînage :

$$\frac{\partial J_N}{\partial W_{L,j,i}} \Big|_{(t)} = \frac{\partial J_N}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} \frac{\partial U_{L,j}}{\partial W_{L,j,i}} \Big|_{(t)} \quad (3.11)$$

Avec :

$$\frac{\partial U_{L,j}}{\partial W_{L,j,i}} \Big|_{(t)} = \frac{\partial f(S_{L,j})}{\partial S_{L,j}} \frac{\partial S_{L,j}}{\partial W_{L,j,i}} \Big|_{(t)} \quad (3.12)$$

$\frac{\partial f(S_{L,j})}{\partial S_{L,j}}$  : est la dérivée de la fonction d'activation qui peut être exprimée par la dérivée totale :  $f(S_{L,j}) = \partial f(S_{L,j}) / \partial S_{L,j} = df(S_{L,j}) / dS_{L,j}$ , du fait que  $S_{L,j}$  est le seul argument de la fonction d'activation  $f(\cdot)$

$\frac{\partial J_N}{\partial U_{L,j}}$  : exprime la sensibilité du critère  $J_N$  à la sortie du neurone  $U_{L,j}$  qui agit sur  $J_N$  à travers l'ensemble des nœuds des couches qui suivent. Ce terme est exprimé comme une fonction des sensibilités des nœuds de la couche suivante comme suit :

$$\frac{\partial J_N}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} = \sum_{m=1}^{N_{l+1}} \frac{\partial J_N}{\partial U_{l+1,m}} \frac{\partial U_{l+1,m}}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} \quad (3.13)$$

$$\frac{\partial U_{l+1,m}}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} = \frac{\partial f(S_{l+1,m})}{\partial S_{l+1,m}} \frac{\partial S_{l+1,m}}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} = \frac{1}{2} [1 - U_{l+1,m}(t)^2] * W_{l+1,m,j}(t) \quad (3.14)$$

A la couche de sortie, on a la condition limite où :

$$\frac{\partial J_N}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} = (U_{L,j}(t) - U_{L,j}^d(t)) = e_{L,j}(t) \quad (3.15)$$

Où  $e_{L,j}(t)$  est l'erreur sur la sortie du  $j^{\text{ème}}$  neurone dans la couche L. Par analogie, les sensibilités  $\frac{\partial J_N}{\partial U_{L,j}}$  qui correspondent aux nœuds des couches cachées, sont désignées par les erreurs équivalentes.

Le vecteur d'erreur  $E_l = [e_{l,1}, e_{l,2}, \dots, e_{l,N}]$  contient la condition limite de chaque nœud des couches cachées.

$$\frac{\partial J_N}{\partial U_{L,j}} \Big|_{(t)} = e_{L,j}(t) = \sum_{m=1}^{N_{l+1}} e_{l+1,m}(t) * \frac{1}{2} [1 - U_{l+1,m}(t)^2] * W_{l+1,m,j}(t) \quad (3.16)$$

Cette expression permet de calculer séquentiellement les vecteurs d'erreur, en commençant de la sortie et en allant, couche par couche, vers l'entrée ; d'où l'appellation algorithme de la rétro- propagation. La valeur du gradient correspondant à chaque poids synaptique est donnée par :

$$\frac{\partial J_N}{\partial W_{l,j,i}} \Big|_{(t)} = g_{l,j,i}(t) = e_{L,j}(t) * \frac{1}{2} [1 - U_{L,j}(t)^2] * U_{l-1,i}(t) \quad (3.17)$$

Les poids sont adaptés suivant l'expression

$$W_{l,j,i}(t+1) = W_{l,j,i}(t) - \mu * g_{l,j,i}(t) \quad (3.18)$$

Au début du processus d'entraînement, les poids sont initialisés à des valeurs aléatoires, Pour chaque couche  $l$ , les éléments  $g_{l,j,i}$  forment une matrice gradient  $G_l$  correspondant à la matrice des poids  $W_l$ .

### 3.5.2 Apprentissage du réseau RBF en utilisant l'algorithme K-means et LMS

#### 3.5.2.1 Apprentissage dans la 1<sup>ère</sup> couche

L'algorithme K-means est une méthode d'apprentissage non supervisé, c'est le plus utilisé pour l'apprentissage des poids de la première couche grâce à sa simplicité et son efficacité [84,85]. Les étapes de cet algorithme sont les suivantes :

- Générer un ensemble de classes et trouver le centre de chacune.
- Calcul de la distance entre les individus et chaque centre en utilisant différentes méthodes telle que la distance Manhattan ou Minkowski ou la méthode classique qui se base sur la distance euclidienne.
- Affecte chaque individu au centre le plus proche.
- Calcul des centres de gravité des groupes qui deviennent les nouveaux centres.
- Répéter les étapes précédentes jusqu'à ce que les individus sont réaffectés à de nouveaux groupes après une itération.

Les problèmes les plus rencontrés avec cet algorithme sont: le choix du nombre de groupe qui doit être fixé avant le lancement de l'algorithme et l'absence de cohérence vis à vis deux exécutions successives du même algorithme, en plus le k-mean risque de converger vers l'optimum local et non globale, dans ce genre de cas, le réseau produira des réponses de sortie inadéquates dans la deuxième étape de RBFN selon le critère des moindres carrés [86] c'est pour cette raison que d'autres techniques d'apprentissage sont proposées et combinées avec la méthode du k-means afin de pouvoir classer correctement les données lors de l'étape de classification suivante malgré leur mauvaise classification précédemment [87].

#### 3.5.2.2 Apprentissage dans la 2<sup>ème</sup> couche

Après l'utilisation de l'algorithme non supervisé k-means pour l'obtention des centres de variances et des fonctions centrales, l'algorithme LMS qui est un apprentissage supervisé est utilisé pour mettre à jour les poids de la couche de sortie en évitant les optimums locaux [88].

Les étapes de ces algorithmes sont les suivantes :

- Minimiser le critère d'erreur par la relation suivante :

$$J_N = \sum_{j=1}^{N_L} [y_j - y_j^d]^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_L} e_j^2 \quad (3.19)$$

- Calcul du gradient comme suit :

$$\frac{\partial J_N}{\partial w_{2,i,j}} = \frac{\partial J_N}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial w_{2,i,j}} = e_j * U_{l,j} \quad (3.20)$$

- L'adaptation des poids selon cette relation :

$$w_{2,i,j}(k+1) = w_{2,i,j}(k) - \mu \frac{\partial J_N}{\partial w_{2,i,j}} = w_{2,i,j}(k) - \mu * e_j * U_{l,j} \quad (3.21)$$

### 3.6 Identification par réseaux de neurones

L'identification d'un système en automatique est la procédure permettant l'obtention d'un modèle dit de conduite ou de représentation [89], capable de reproduire le même comportement que celui du système à identifier. Les systèmes linéaires sont souvent bien maîtrisés par les automaticiens, par contre le problème est rencontré avec les systèmes non linéaires qui sont difficiles à modéliser vue leur complexité et leur non linéarité [90]. C'est pour cette cause les réseaux de neurones artificiels sont exploités à la faveur de leur adaptation de concevoir un modèle de haute performance en ayant un minimum de connaissances (son ordre, ses entrées/sorties, plages de variations) [91] dans le but de concevoir un identificateur du système qui n'est non seulement pas un support de simulation et un outil d'aide à la décision mais aussi a un rôle nécessaire lors de la commande prédictive [92]. On distingue deux types d'identification : identification parallèle et identification série-parallèle.

L'identification série-parallèle a pour objectif d'émuler la dynamique directe du système en entraînant le réseau neuronal. Dans ce cas le système est un professeur et un ensemble des entrées retardées et des sorties retardées rétablies sous forme de vecteur utilisé comme vecteur d'entrées du réseau neuronal. Si les sorties injectées dans le réseau neuronal viennent du système on parle de l'identification série-parallèle (Figure II.9), mais dans le cas où les sorties insérées dans la couche d'entrées du réseau neuronal sont celles du modèle neuronal, on dit que c'est une identification parallèle (Figure II.10).

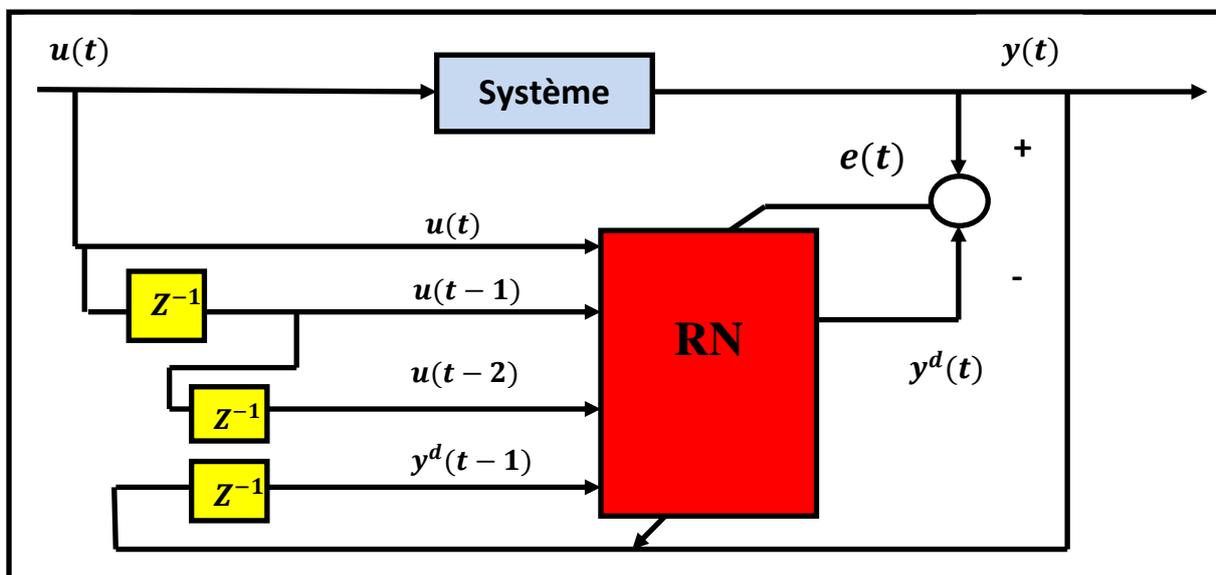


Figure 3.9 Structure d'identification série-parallèle

Le réseau de neurone reçoit un vecteur d'entrée de la forme :

$$X(t) = [u(t) \ u(t-1) \ u(t-2) \ \dots \ y(t-1) \ \dots \ y(t-m)]$$

Avec :

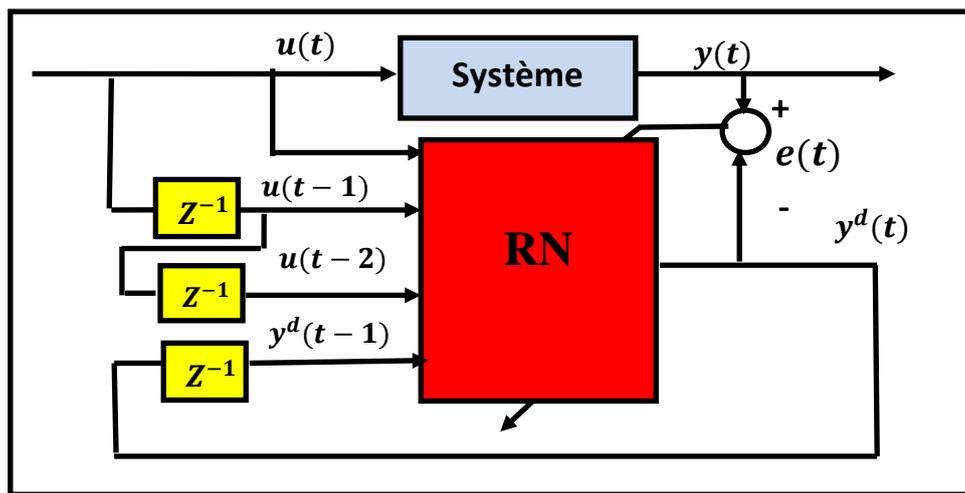
$u(t)$ : l'entrée instantanée.

$u(t-1)$ : l'entrée retardée.

$y(t-1)$ : la sortie retardée du système.

Le système à identifier peut-être décrit par le modèle NARMA suivant :

$$Y(t+1) = f(u(t) \ u(t-1) \ u(t-2) \ \dots \ y(t-1) \ \dots \ y(t-m)) \quad (3.22)$$



**Figure 3.10** Structure d'identification parallèle

Le réseau de neurone reçoit un vecteur d'entrée de la forme :

$$X(t) = [u(t) \ u(t-1) \ u(t-2) \ \dots \ y^d(t-1) \ \dots \ y^d(t-m)] \quad (3.23)$$

Avec :

$u(t)$ : l'entrée instantanée.

$u(t-1)$ : l'entrée retardée.

$y^d(t-1)$ : la sortie désirée (la sortie du réseau neuronal) retardée.

Le système à identifier peut-être décrit par le modèle NARMA suivant :

$$Y(t+1) = f(u(t) \ u(t-1) \ u(t-2) \ \dots \ y^d(t-1) \ \dots \ y^d(t-m)) \quad (3.24)$$

### 3.7 Modélisation indirecte

La modélisation indirecte dite aussi la modélisation inverse contient deux étapes, la première est l'identification série-parallèle où le réseau neuronal reçoit le vecteur  $X(t) = [u(t) \ u(t-1) \ u(t-2) \ \dots \ y(t-1) \ \dots \ y(t-m)]$  comme étant des entrées du

réseau neuronal, et génère une sortie estimée. Le réseau est entraîné par un algorithme d'apprentissage qui est généralement l'algorithme de rétropropagation. La mise en cascade du modèle obtenu avec le système permet d'avoir une fonction de transfert unitaire entre la trajectoire désirée et la sortie réelle du système.

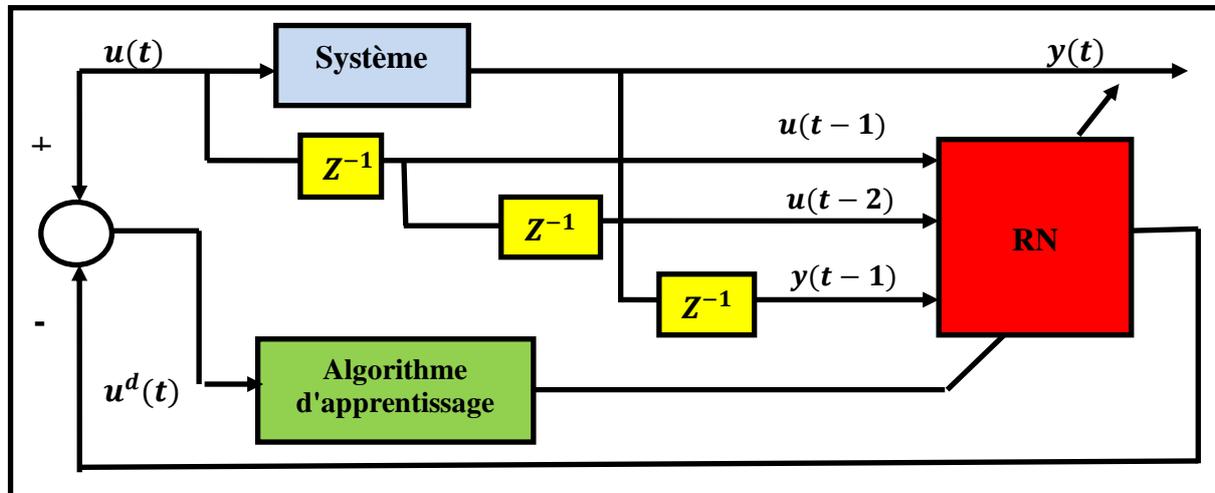


Figure 3.11 Modélisation inverse

### 3.8 Structure de la commande neuronale

La commande du système sert à le maintenir à un état désiré malgré la présence de perturbations. Plusieurs méthodes et outils de haute performances sont disponibles pour la commande des systèmes linéaires, grâce à l'adoption de la représentation d'état des systèmes dynamiques et au développement de nombreuses techniques mathématiques basées sur l'algèbre linéaire. Cependant, ils n'existent pas des outils mathématiques généraux pour la commande des systèmes non linéaires jusqu'à présent [93]. A cause de cela, l'intelligence artificielle en général et les réseaux de neurones en particulier sont utilisés pour faire face à ce genre de problèmes autant que des approximateurs universels. Il existe deux types de commande, la commande directe et la commande indirecte.

#### 3.8.1 Commande neuronale directe

Ce type de commande est constitué d'un contrôleur relié directement au système, le modèle dans ce cas est absent. Le principe de cette structure consiste à évaluer les erreurs de sortie (c'est à dire la différence entre la sortie du système et sa valeur désirée) à l'entrée du contrôleur. L'avantage de cette technique est le calcul directe et rapide des erreurs qui sont utilisées pour l'ajustement des paramètres. L'architecture de la commande directe est illustrée par la figure 3.12.

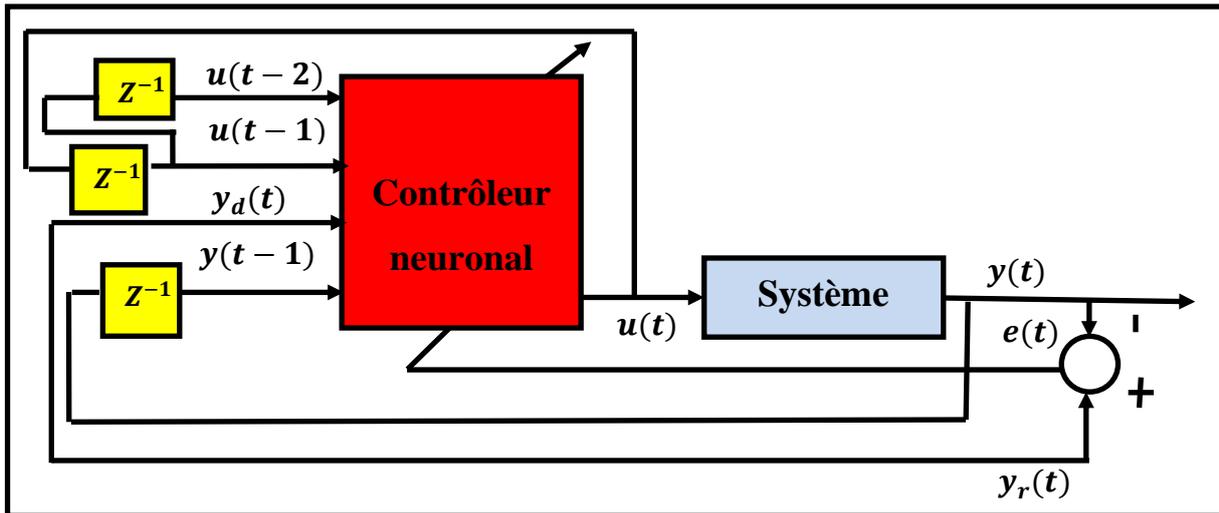


Figure 3.12 Structure de la commande neuronale directe

### 3.8.2 La Commande neuronale indirecte

Cette commande est dite aussi commande neuronale auto-ajustable. L'objectif est d'entraîner le contrôleur neuronal pour que la sortie du système suit parfaitement la trajectoire désirée, l'erreur entre la sortie du système et celle désirée  $e(t) = [y(t) - y_d(t)]$  est rétro propagée travers le modèle neuronal dans le but d'ajuster les paramètres du contrôleur. La figure ci-dessous montre le principe de cette commande.

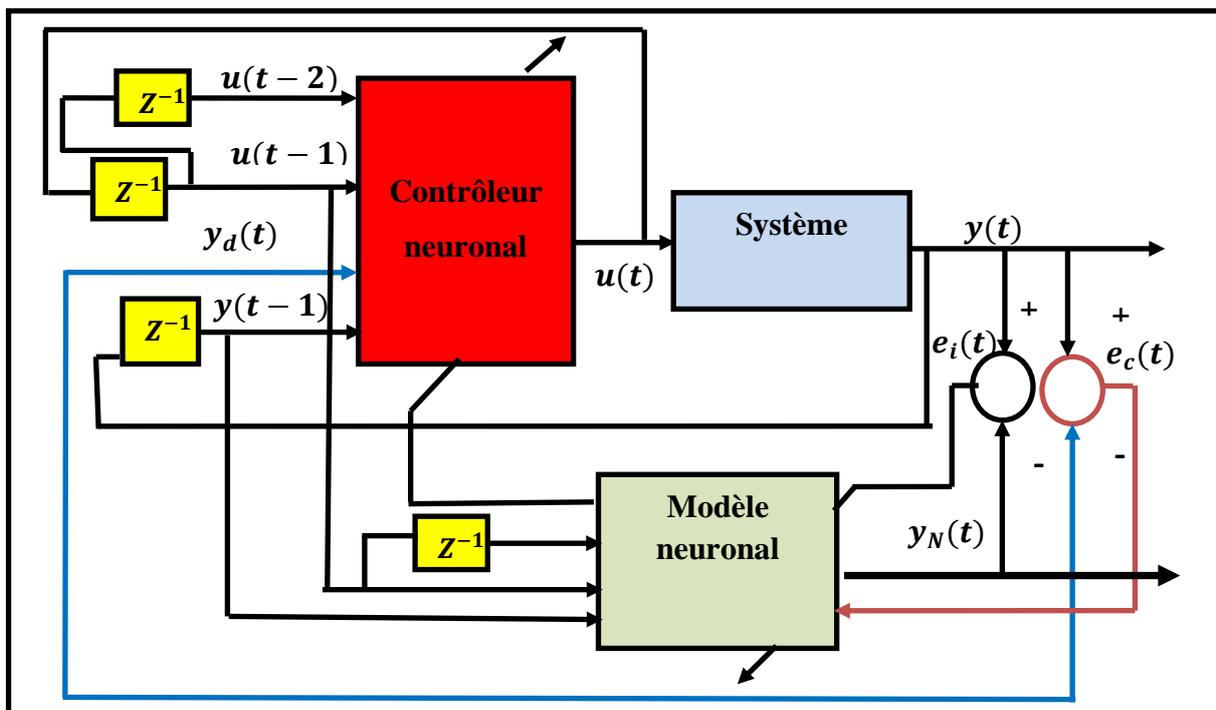


Figure 3.13 Structure de la commande neuronale indirecte

### 3.8.3 La commande neuronale par modèle de référence

C'est une commande entraînée à base d'apprentissage de la rétro propagation, dans ce cas un modèle de référence est présent qui reçoit une entrée de référence  $r(t)$  et produit une réponse désirée  $y_r(t)$ . Le but du contrôleur entraîné est que  $\lim_{t \rightarrow \infty} |y_r(t) - y(t)| = 0$ . Le principe de cette commande est illustré par la figure suivante

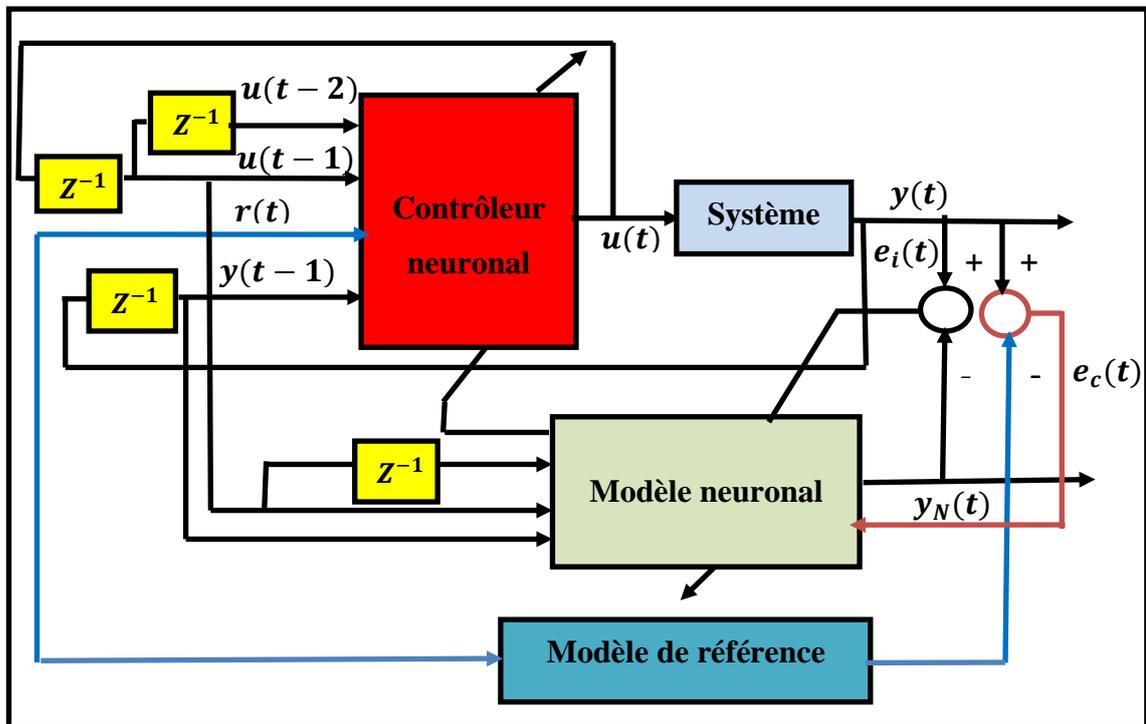


Figure 3.14 Structure de la commande neuronale par modèle de référence

### 3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le fonctionnement des réseaux de neurones qui sont des approximateurs universels, aptes à modéliser et à commander des systèmes complexes avec une bonne précision. Ces techniques sont utilisées aujourd'hui de plus en plus dans divers domaines, grâce à leur performance et à leur simplicité d'emploi contrairement à la majorité des méthodes conventionnelles d'identification et de contrôle qui exigent, pour leur mise en œuvre, un modèle mathématique et des connaissances physiques sur le système.

# ***CHAPITRE 4***

## ***Algorithmes génétiques***

# Chapitre 4

## Algorithmes génétiques

### 4.1 Introduction

L'optimisation est une branche des mathématiques qui consiste en général à modéliser et à résoudre des problèmes de maximisation ou de minimisation d'une fonction coût. Cette dernière représente une quantification du problème à traiter sous forme d'un critère numérique compréhensible par un ordinateur.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à une classe de méthode d'optimisation dite globale et plus précisément aux algorithmes génétiques (AG) qui constituent l'une des méthodes les plus représentatives des algorithmes évolutionnaires. Les GA sont connus pour être l'une des techniques d'optimisation les plus utilisées avec un certain nombre d'avantages par rapport aux techniques basées sur le gradient. Ils peuvent résoudre une grande catégorie de problèmes d'optimisation, en incluant ceux avec une fonction de coût non dérivable. Ils sont également capables d'atteindre l'optimum global dans un espace de recherche complexe où les méthodes à base du gradient s'avèrent rapidement inefficaces.

### 4.2 Algorithmes évolutionnaires

Avant d'aborder en détail les principes de fonctionnement d'un algorithme génétique et ses différentes composantes, nous allons tout d'abord passer en revue quelques algorithmes évolutionnaires les plus connus [94].

Les algorithmes évolutionnaires sont aussi dits des algorithmes évolutionnistes, ils existent depuis les années soixante et ils s'inspirent du principe de l'évolution pour résoudre divers problèmes en utilisant des méthodes de calculs bio inspirées [95], dont la nature est utilisée pour développer de nouveaux systèmes. Ils ont déjà contribué à des applications dans des domaines aussi variés que l'aéronautique, la pharmacie, la marine, la médecine, la chimie verte, les matériaux composites, la robotique, l'intelligence artificielle ou encore les nanotechnologies.

La performance des algorithmes évolutionnaires est indépendante de sa représentation contrairement aux autres techniques qui ne sont peut-être pas applicables aux problèmes à valeurs continues ou à d'autres types d'ensembles. Ce genre d'algorithmes présentent d'autres avantages comme la capacité d'évaluation de chaque solution en parallèle et le traitement série qui est nécessaire que durant la sélection. Ils sont aussi plus robustes que d'autres méthodes d'optimisation traditionnelles, sans oublier la possibilité du parallélisme implicite contrairement aux nombreux algorithmes, en plus au grand avantage qui est leur aptitude de résoudre des problèmes très compliqués en absence de l'expert humain [96].

Les algorithmes évolutionnaires sont souvent utilisés pour améliorer l'efficacité d'autres algorithmes comme : le recuit simulé, les réseaux de neurones, recherche tabou.... etc. Historiquement, trois grandes familles d'algorithmes ont été développées indépendamment entre les années 1965 et 1970.

#### **4.2.1 Les stratégies d'évolution**

Sont les premières méthodes proposées par I. Rechenberg en 1965, à l'université technique de Berlin, en Allemagne, afin de résoudre les problèmes d'optimisation continus. Par la suite la méthode est développée durant la fin des années 1960, principalement par les travaux de Ingo Rechenberg, P. Bienert et Hans-Paul Schwefel sur la conception de profils aérodynamiques. Elles ont été conçues comme des techniques d'optimisation expérimentales aux problèmes continus, discrets, contraints, multi-objectifs...etc [97].

Le principe de ces méthodes est de produire un ensemble d'enfants à partir de la recombinaison d'un ensemble de parents, puis ces enfants seront mutés en ajoutant une valeur aléatoire suivant une loi normale. Puis une sélection peut être appliquée soit à l'ensemble des parents, on parle dans ce cas de la sélection virgule où la sélection plus va être appliquée au nouvel ensemble (parent+enfant).

#### **4.2.2 La programmation évolutionnaire**

C'est une méthode automatique, développée pour rendre les machines de plus en plus intelligentes. Le principe est de créer un individu enfant de chaque parent en sélectionnant par tournoi les individus qui obtiennent les scores les plus élevés, (exactement 50 %) pour entrer dans la génération suivante. Puis une mutation uniforme et aléatoire est appliquée à l'ensemble enfant [98] dans le but d'avoir des solutions déversées.

### 4.2.3 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques font partis des méthodes d'optimisation méta heuristiques, ils ont été développés par J. H. Holland et son équipe de recherche du Michigan en 1960 [99], puis leurs théories fondamentales ont été exposées par l'étudiant de Holland à savoir Goldberg en 1989 [100,101].

Les algorithmes génétiques sont inspirés du phénomène biologique de Darwin qui soutient la sélection aléatoire des individus qui s'adaptent le plus aux conditions naturelles et que les individus les plus performants sont ceux qui se reproduisent de génération en génération [102].

Les AGs utilisent un ensemble d'individus dit la population de taille spécifiée par l'utilisateur, contrairement aux méthodes de recherche traditionnelles. Chaque individu est représenté par un code contenant un ensemble de données identitaires appelé chromosome, l'individu représente un point dans l'espace de recherche, qui est à son tour une solution à un problème interprété par une équation mathématique appelée une fonction du coût (Fonction fitness). Puis les individus qui ont une fonction d'adaptation la plus élevée ont plus de chance pour se reproduire durant les générations suivantes après un ensemble de sélections et de mutations.

#### 4.2.3.1 Caractéristiques des AGs

- ❖ Ils envisagent un ensemble de solutions qui s'évoluent après plusieurs générations pour trouver la solution optimale.
- ❖ Ils utilisent le codage des paramètres qui dépend de la nature du problème à optimiser et pas les paramètres directement.
- ❖ Ils n'exploitent pas les dérivées ou les autres connaissances auxiliaires, mais seulement la fonction d'évaluation.
- ❖ C'est un algorithme probabiliste non déterministe.
- ❖ Ils sont standards et applicables à tous type de problèmes d'optimisation qu'ils soient linéaires, non linéaires et complexes [103] contrairement à d'autres algorithmes traditionnels qui peuvent être efficaces pour résoudre un problème d'optimisation linéaire mais ne pas être utile pour les problèmes non linéaires [104].
- ❖ Les AGs peuvent traiter des problèmes aux variables discrètes en plus à la possibilité d'être utilisés efficacement sur une machine parallèle [104].

Le principe de fonctionnement des AGs peut être résumé comme suit :

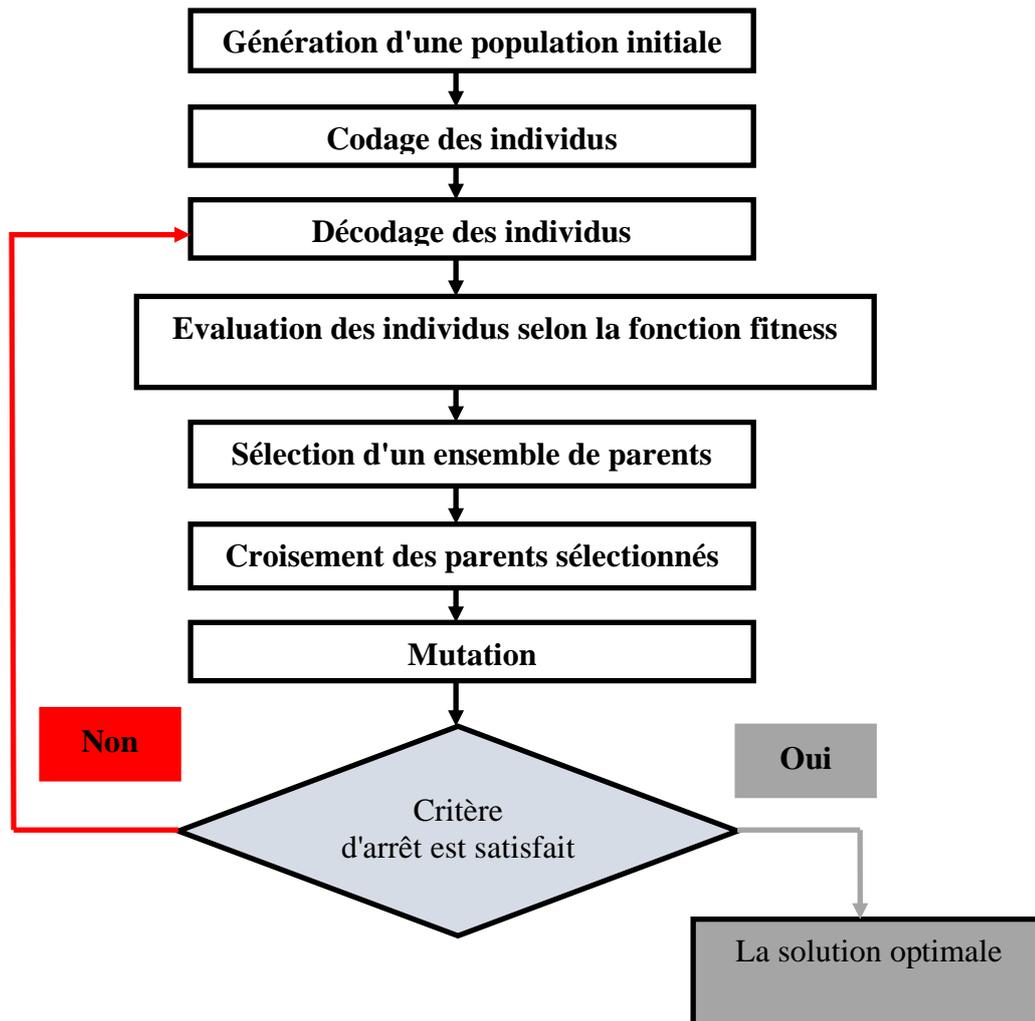


Figure 4.1 Les étapes d'un algorithme génétique

#### 4.2.3.2 Opérateurs des AGs

1. **Initialisation** : c'est la première étape à faire dans un algorithme génétique, le principe est de générer une population initiale qui contient un ensemble d'individu d'une manière stochastique. La taille de cette dernière est choisie par l'utilisateur, il ne faut pas qu'elle soit de petite taille pour ne pas réduire l'espace de recherche et non plus de taille très importante pour ne pas perdre beaucoup de temps dans les calculs, donc l'idéal est qu'elle soit de taille moyenne.

2. **Codage** : les paramètres sont codés pour créer la relation entre la valeur de la variable et les individus en utilisant le type du codage qui convient au problème, au domaine de variation du paramètre encodé et de la précision demandée. Les codages réel et binaire sont les plus utilisés.

➤ **Codage binaire** : il fait partie des premières techniques du codage dont la procédure normale pour un algorithme génétique ayant plusieurs paramètres est de coder chaque

paramètre comme une séquence de bit, et l'enchaînement de ces dernières formes ce qu'on appelle un chromosome.

**Exemple :** Pour le cas d'un chromosome qui contient cinq variables, et chacune est codée sur 4 bits, l'illustration de cet exemple est donnée par le tableau suivant :

**Tableau 4.1** Exemple du codage binaire

<b>Chromosome</b>					
	<b>Variable 1</b>	<b>Variable 2</b>	<b>Variable 3</b>	<b>Variable 4</b>	<b>Variable 5</b>
<b>Codage binaire</b>	1001	1110	0111	0001	0010
<b>Valeur de chaque variable</b>	9	14	7	1	2

La taille de cette chaîne est donnée par :

$$L = N_{bit} \times N_{var} = 4 \times 5 = 20$$

Où :

$N_{bit}$ : Le nombre de bits.

$N_{var}$ : Le nombre de variables.

Malgré l'utilisation vaste de ce type de codage cela ne veut pas dire qu'il ne présente pas d'inconvénients tels que :

- ❖ La dégradation de sa performance devant les problèmes d'optimisation de grande taille.
- ❖ La convergence de l'algorithme et pas l'obtention de la valeur optimale vue l'importance de la distance de Hamming entre deux valeurs binaires successives.

➤ **Codage réel :** pour ce type de codage chaque chromosome est constitué de  $n$  variable, chacune d'elle prend une valeur réelle sur un intervalle donné. En plus à sa simplicité, il rend l'algorithme génétique plus rapide pendant son exécution.

3. **Décodage et Evaluation :** chaque individu de la population est décodé en cas d'utilisation d'un codage différent du codage réel pour restituer les valeurs des paramètres, puis évalué selon une fonction d'évaluation (la fonction fitness) qui est la minimisation ou la maximisation d'un problème donné.

4. La fonction doit être positive sur l'ensemble du domaine  $E$ . Dans le cas contraire, il convient d'ajouter à la fonction,  $f$  une valeur  $F_{min}$  afin qu'elle soit positive.

5. **Sélection** : cette opération sert à émuler les individus les plus performants pour les reproduire dans les générations suivantes, en sélectionnant  $N/2$  individus de la population initiale sous le nom la population parent, la fonction fitness est utilisée comme un critère de sélection, c'est pour ça que les individus les plus faibles disparaissent avec le temps sans avoir la possibilité de se reproduire. Plusieurs méthodes ont été développées dans ce sens, mais la plus connue reste celle de la roue de loterie biaisée.

#### A. La sélection par roulette :

Créé par Goldberg en 1994, c'est la technique la plus connue et la plus utilisée.

La probabilité de sélection de l'individu  $ch_i$  est donnée par la relation suivante :

$$P_r(ch_i) = \frac{f(ch_i)}{f_T} \quad (4.1)$$

Avec :

$f_T = \sum_{j=1}^N f(ch_j)$  qui est la somme des fonctions d'évaluation de tous les individus de la population.

$f(ch_j)$ : est la valeur de la fonction d'évaluation du  $i^{\text{ème}}$  individu ( $i^{\text{ème}}$  chromosome).

$N$ : est le nombre d'individus dans la population initiale qui est généralement fixe dans les AGs simples.

**Tableau 4.2** Exemple de la probabilité de sélection

	Individual 1	Individual 2	Individual 3	Individual 4	Individual 5
$f(ch_i)$	5	25	256	44	53
$P_r(ch_i)$	1.31%	6.53%	66.84%	11.49%	13.84%

Pour cet exemple, la population est constituée de 5 individus, et les valeurs  $P_r(ch_i)$  présentent la probabilité de sélection de chaque individu. Ces résultats sont interprétés par la roulette suivante :

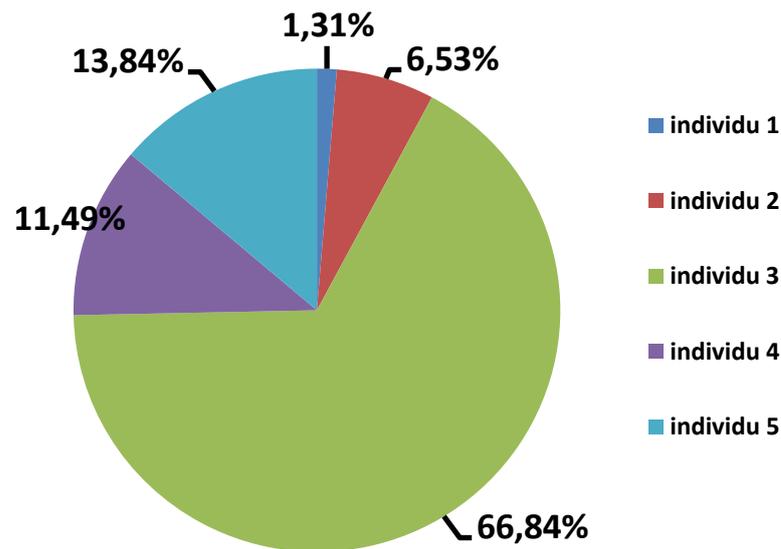


Figure 4.2 la sélection par roulette (Exemple)

Le problème majeur de cette technique est l'apparition d'un majeur individu (dominant) qui se reproduit à chaque fois, alors qu'il n'est pas forcément le meilleur, ce qui cause de perte de diversité dans la population. Pour contourner à ce genre de problèmes, d'autres méthodes de sélection sont développées.

#### B. La sélection par tournoi :

Cette technique est basée sur la sélection proportionnelle des paires d'individus, un tournoi est organisé par le choix de l'individu qui a la meilleure valeur d'adaptation parmi ces paires. On répète la procédure jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète.

#### C. Elitisme :

Vue le risque de la disparition du meilleur individu après les étapes de sélection, du croisement et de la mutation qui peut modifier sa structure chromosomique, cette technique consiste à archiver à chaque génération son meilleur individu. Le principe est de reproduire le meilleur individu de la génération ( $t - 1$ ), si un autre individu de la génération suivante ( $t$ ) n'est pas meilleur que lui. Cela permet d'assurer la bonne performance de l'algorithme génétique en maintenant le meilleur individu de génération en génération. Par contre l'inconvénient de cette technique est la possibilité d'augmentation du taux de convergences prématurées pour certaines classes de problèmes.

### D. Sharing :

Cette méthode a pour objectif d'assurer la diversité de l'espace de recherche tout en agissant sur la fonction fitness des individus sélectionnés, par la réduction de cette dernière selon le facteur suivant :

$$f'(ch_i) = \frac{f(ch_i)}{m_i} \quad (4.2)$$

Avec :

$f(ch_i)$ : est la fonction fitness de l'individu ( $ch_i$ ).

$f'(ch_i)$ : est la nouvelle fonction fitness de l'individu ( $ch_i$ ) après l'ajustement de Sharing.

$m_i$ : est le compteur de niche et se calcule par la relation suivante :

$$m_i = \sum_{j=1}^N sh(d_{i,j}) \quad (4.3)$$

Avec :

$d_{i,j}$ : est la distance entre l'individu  $i$  et l'individu  $j$ .

$N$ : est la taille de la population.

$$sh(d_{i,j}) = \begin{cases} 1 - \frac{d_{i,j}}{\sigma_{shar}} & \text{si } d_{i,j} < \sigma_{shar} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.4)$$

## 6. Le croisement

Cette étape vient juste après la sélection d'un ensemble de parents les plus adaptés à la fonction d'évaluation. Le croisement est un opérateur de recombinaison [105], il permet l'échange de parties génétiques entre les parents pour donner naissance à un individu enfant avec un pourcentage de croisement  $P_c$  qui est généralement supérieur à 0.5 [72]. Le croisement peut se faire en un point ou plus de position choisie d'une manière aléatoire ou fixée tout au long de l'algorithme. Un ensemble d'exemples est exposé pour mieux expliquer le principe de cet opérateur.

Point du croisement



**Tableau 4.3** Le croisement en un point

<b>Parent 1</b>	1001	1110	0 1 1 1	0001	0010
<b>Parent 2</b>	1100	0011	0 1 0 1	1101	1001
<b>Child 1</b>	1001	1110	0 1 0 1	1101	1001
<b>Child 2</b>	1100	0011	0 1 1 1	0001	0010

L'enfant 1 prend la partie gauche du premier parent et la partie droite du deuxième parent, Cependant, l'enfant 2 prend la partie gauche du deuxième parent et la partie droite du premier.

Le principe du codage linéaire est de générer trois enfants de deux parents comme suit:

**Exemple 2 :**

**Child 1 :  $0.5 \times \text{Parent1} + 0.5 \times \text{Parent2}$**

**Child 2 :  $1.5 \times \text{Parent1} - 0.5 \times \text{Parent2}$**

**Child 3 :  $-0.5 \times \text{Parent1} + 1.5 \times \text{Parent2}$**

**7. La mutation**

C'est la dernière étape où les individus enfants subissent des modifications aléatoires de la valeur d'un gène dans un chromosome, afin d'assurer la diversité dans l'espace de solutions, mais cette chance doit être avec une probabilité  $P_m$  faible pour ne pas changer radicalement les caractéristiques des individus et ne pas détériorer les performances de l'AG d'une autre part. Si le chromosome est codé en binaire le bit choisit sera remplacé par son complémentaire  $\bar{a}_i = 1 - a_i$ . Dans l'exemple suivant une mutation est faite sur le 10<sup>ième</sup> gène en remplaçant le 1 par 0.

**Tableau 4.4** Exemple de mutation

<b>Individu</b>	1001	1110	0 1 01	1000	0001
<b>Individu après mutation</b>	1001	1110	0 0 01	1000	0001

Pour le cas d'un codage réel, deux types de mutation sont utilisés ; la mutation uniforme et non uniforme. Durant la mutation uniforme selon le nombre choisit aléatoirement, la décision de modification du gène sélectionné sera prise. Supposons que la valeur du gène appartient à l'intervalle  $[x_{min}, x_{max}]$ , on remplace le gène sélectionné par une valeur tirée d'une manière stochastique dans l'intervalle  $[x_{min}, x_{max}]$ .

Sinon pour le cas d'une mutation non uniforme, une valeur binaire est tirée aléatoirement pour décider si la valeur ajoutée à celle du gène muté sera positive ou négative, puis sa nouvelle valeur prend l'une de ces deux valeurs :

$$x_{new} = \begin{cases} x_k + \Delta(t, x_{max} - x_g) & \text{si } rand = 0 \\ x_k + \Delta(t, x_g - x_{min}) & \text{si } rand = 1 \end{cases}$$

Avec :

$x_{max}$ : la valeur maximale que le gène peut prendre.

$x_g$ : la valeur du gène sélectionné.

$x_{min}$ : la valeur minimale que le gène peut prendre.

$$\Delta(t, x) = x * (1 - r^{(1 - t/T)^\beta}) \quad (4.5)$$

Sachons que :

T: l'indice de génération pour laquelle l'amplitude de la mutation s'annule.

$\beta$ : le paramètre de mutation généralement  $\beta = 5$ .

r: un nombre tiré aléatoirement pris de l'intervalle  $[0,1]$ .

t : indice de la génération actuelle.

### 4.3 Optimisation multi-objectif

En pratique les problèmes d'optimisation avec un seul et unique objectif sont rares, il s'agit souvent de satisfaire plusieurs critères simultanément, dans ce cas on parle de l'optimisation multi-objectif. Il s'agit de trouver un ensemble de solutions optimales nommé frontière ou front de Pareto. Dans cet ensemble on ne peut pas dire qu'une solution est meilleure qu'une autre, du moment que l'on ne peut pas améliorer les performances d'un objectif sans pour autant détériorer un autre.

Le problème à plusieurs critères peut être défini de la manière suivante :

$$\min(f(X) = f_1(X), f_2(X), \dots, f_n) ; X \in C$$

Notons :

$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  : le vecteur qui représente les variables de décisions.

$n$  : le nombre de fonctions objectifs, ( $n \geq 2$ ) dans un problème multi-objectif.

$C$  : représente l'ensemble des solutions réalisables associé à des contraintes d'égalité et d'inégalité.

Le but d'une optimisation multi-objectif n'est pas de trouver la meilleure solution (sauf si la solution est optimale pour toutes les fonctions objectif ce qui est vraiment rare), mais de trouver un ensemble de solutions qui assure un bon compromis de l'ensemble des critères, qui sont généralement opposés dont l'amélioration de l'un engendre alors la détérioration de l'autre.

Dans ce cas on ne parle pas de l'optimum mais de dominance et d'optimalité de Pareto. Les solutions qui satisfont les contraintes d'inégalité ou les contraintes d'égalité forment « l'espace faisable » de l'espace de décision, par contre celles qui ne répondent pas à ces critères sont dites solutions infaisables.

### Définition 1 : la dominance

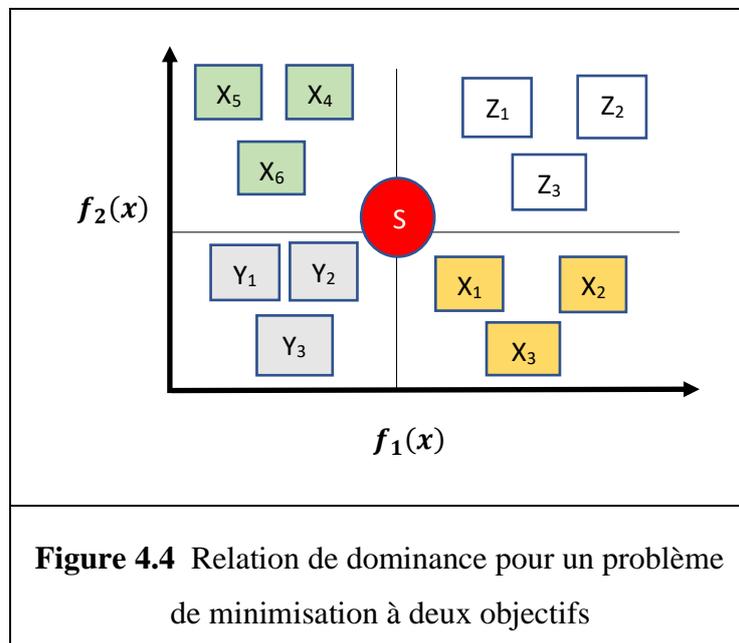
On dit qu'une solution  $x$  domine une solution  $y$  (ou  $y$  est dominé par  $x$ ) pour le cas de problème de minimisation si seulement si les conditions suivantes sont vérifiées :

$$\begin{cases} \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, (f_i(x) \leq f_i(y)) \\ \exists j \in \{1, 2, \dots, n\}, (f_j(x) < f_j(y)) \end{cases} \quad \text{Avec: } x < y$$

Par contre dans le cas d'un problème de maximisation, les relations deviennent comme suit :

$$\begin{cases} \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, (f_i(x) \geq f_i(y)) \\ \exists j \in \{1, 2, \dots, n\}, (f_j(x) > f_j(y)) \end{cases} \quad \text{Avec: } x < y$$

Pour mieux expliquer le principe de dominance, un exemple est donné par la figure suivante :



D'après ce qui est illustré sur la figure, on déduit les relations de dominance suivantes :

- La solution  $S$  domine les solutions  $Z_i$
- La solution  $S$  est dominée par les solutions  $Y_i$
- La solution  $S$  est équivalente à chaque solution  $X_i$  au sens de la dominance.

### Définition 2 : Optimum de Pareto

L'optimisation multi-objectif sert à chercher l'équilibre de plus qu'une fonction objectif (cet équilibre est noté l'optimum de Pareto), sachant qu'on ne peut pas améliorer un critère sans

détériorer au moins un des autres critères d'après Vilfredo Pareto. L'ensemble de solution est dit solutions Pareto optimales, elles sont aussi connues sous le nom de solutions efficaces, non inférieures et non dominées.

On dit qu'un vecteur  $X^* \in C$  est Pareto optimal si seulement s'il n'existe aucun autre vecteur  $X \in C$  qui le domine.

On dit qu'un ensemble  $P^*$  est un sous ensemble non-dominé de l'ensemble  $P$  si et seulement si  $P$  est l'ensemble des solutions d'un problème multi-objectif, et que  $P^* \in P$  et contient tous les éléments non-dominés par aucun élément de  $P$ .

### 4.3.1 Approche génétique pour l'optimisation multi-objectif

L'optimisation multi-objectif sert à trouver un ensemble de solutions optimales à un problème à multicritère simultanés et opposés dans la plupart du temps. Aujourd'hui de nombreuses méthodes et techniques sont développées dans le domaine du multi-objectif, et elles se divisent en deux principales catégories :

#### 4.3.1.1 Méthodes agrégatives

Cette méthode fait partie des premières méthodes qui ont été développées pour la résolution des problèmes multi-objectif en le transformant en un problème mono-objectif par la combinaison des composantes du vecteur objectif  $f_i$  et les transformer en une seule fonction scalaire  $F$ . L'agrégation additive est la méthode la plus ancienne et la plus classique qui consiste à sommer le produit des poids de pondération  $\beta_i$  et les composantes  $f_i$  pour former une seule fonction objectif qui est la suivante :

$$F = \sum_{i=1}^n \beta_i * f_i \quad (4.6)$$

C'est vrai que ce genre de méthode est simple et facile à utiliser juste par un bon réglage des paramètres d'un algorithme génétique simple et classique, mais le choix des poids de pondération  $\beta_i$  présente un problème, ainsi leur échec vis à vis les fronts de Pareto non convexe et la nécessité d'exécution de l'algorithme plusieurs fois pour atteindre le front de Pareto font l'ensemble des raisons de ne pas être sollicitées en cas des problèmes multi-objectif.

#### 4.3.1.2 Méthodes non agrégatives

A cause de diverses contraintes des méthodes d'optimisation agrégatives, d'autres méthodes non agrégatives sont développées dans le but de faire face aux nombreux problèmes cités dans le paragraphe précédent. Ce type est contrairement opposé au premier, il traite le

problème exposé tel qu'il est à l'origine sans le transformer en un problème mono-objectif, comme ils sont aussi capables de trouver le front de Pareto optimal en une seule exécution, citant quelques-uns : VEGA, MOGA, NPGA, NSGA, SPA II.....etc.

#### **4.4 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons exposé au début quelques techniques d'optimisation brièvement, par la suite nous avons décrit le principe du fonctionnement et les différents opérateurs d'un algorithme génétique standard étant une technique d'optimisation mono-objectif. Nous avons également parlé dans ce chapitre du problème d'optimisation multi-objectifs, qui est souvent utilisé pour satisfaire des critères qui sont parfois contradictoires.

## *CHAPITRE 5*

*Optimisation du contrôleur  
neuronal à base des algorithmes  
évolutionnaires appliqué sur  
un chauffage du bâtiment*

# Chapitre 5

## Optimisation du contrôleur neuronal à base des algorithmes génétiques appliqué sur un chauffage du bâtiment

### 5.1 Introduction

Les difficultés rencontrées pour la conception des contrôleurs neuronaux (RN) dédiés à la commande des systèmes complexes à plusieurs variables ont conduit les chercheurs à utiliser les algorithmes évolutionnaires comme une alternative d'apprentissage et d'optimisation des poids du réseau neuronal

Le plus souvent ce sont les algorithmes génétiques qui sont appliqués grâce à leurs caractéristiques d'exploration globale dans un environnement complexe, ce qui est le cas de notre application (le chauffage du bâtiment décrit en détail dans le chapitre 1). Ce chapitre est réparti comme suit :

- ❖ La première partie est consacrée à la commande d'un système du deuxième ordre par le réseau neuronal MLP optimisé par les AG.

- ❖ Dans la dernière partie, nous présenterons l'application de la commande hybride proposée sur un chauffage du bâtiment en boucle fermée dans le but de satisfaire deux critères contradictoires à savoir le confort thermique et la consommation d'énergie électrique.

## 5.2 Commande neuronale par le réseau MLP

Cette section a pour but de donner un petit aperçu sur la commande neuronale du type MLP à travers son schéma illustratif ainsi sa structure. On a déjà cité ce modèle neuronal dans le chapitre 3 d'une manière générale.

Ce réseau est très utilisé pour des problèmes d'approximation, de classification, de prédiction et de commande grâce à sa capacité de calcul.

### 5.2.1 Structure du contrôleur neuronal (MLP)

Le contrôleur proposé du type MLP (en anglais Multi Layer Perceptron), est constitué d'une couche d'entrées qui contient quatre neurones sous forme d'un vecteur  $[x_1, x_2, x_3, x_4]$  et qui représente les informations du système comme suit :

- 1<sup>er</sup> neurone :  $u(t)$
- 2<sup>ème</sup> neurone :  $u(t - 1)$
- 3<sup>ème</sup> neurone :  $y(t - 1)$
- 4<sup>ème</sup> neurone :  $y(t - 2)$

En plus des deux couches cachées, chacune possède 20 neurones, la dernière couche contient un seul neurone qui correspond à la sortie du contrôleur. La structure du réseau neuronal est donnée par la figure 5.1.

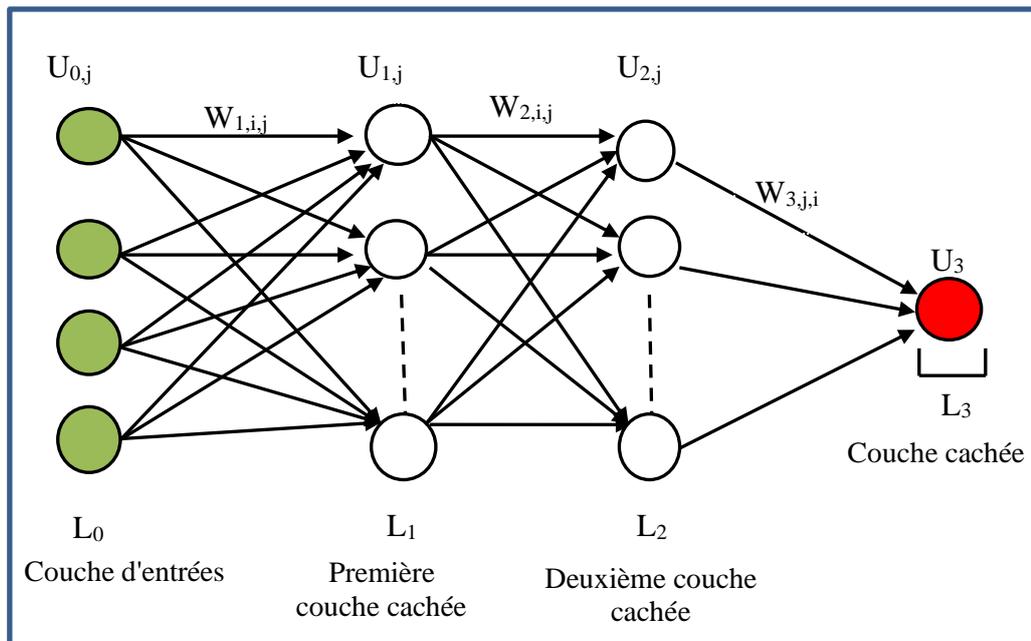


Figure 5.1 Réseau neuronal MLP

La sortie de chaque neurone de la structure illustrée par la figure 5.1 est donnée par :

$$U_{l,j} = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} W_{l,i,j} * U_{l-1,i} \quad (5.1)$$

$$S_{l,j} = f(U_{l,j}) \quad (5.2)$$

Avec :

$W_{l,i,j}$ : est le poids synaptique du  $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche précédente de l'indice  $l - 1$  et le  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ .

$U_{l,j}$ : est la sortie du  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ .

$S_{l,j}$  : représente la somme des poids du  $j^{\text{ème}}$  neurone de la couche  $l$ , après la fonction d'activation.

Les fonctions d'activation utilisées lors de la construction du contrôleur sont  $f(S_{1,j})$ ,  $f(S_{2,j})$  et  $f(S_{3,j})$ , sous forme de fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique, qui est donnée par cette relation:

$$tansig(a) = \frac{2}{(1+e^{-2a})} - 1 \quad (5.3)$$

### 5.2.2 Commande neuronale directe par modèle de référence

Le principe de cette approche est de déterminer le contrôleur neuronal qui minimise l'erreur entre la sortie du système et la sortie du modèle de référence. Il s'agit alors fondamentalement d'un apprentissage en boucle fermé. Le schéma de cette technique est le suivant :

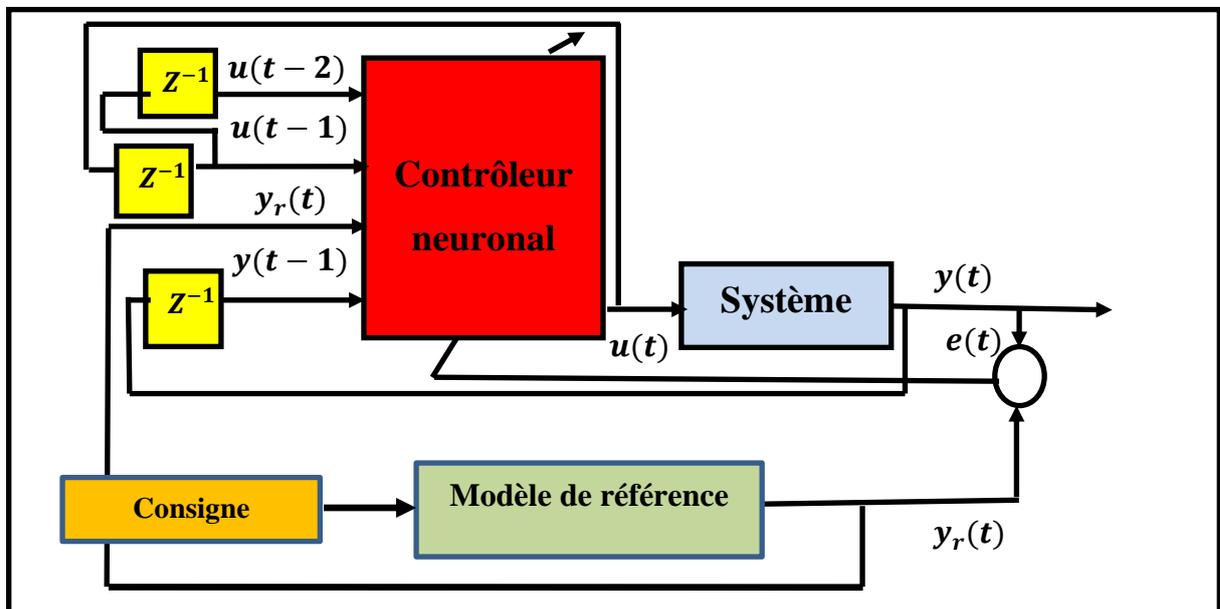


Figure 5.2 La structure de la commande neuronale directe avec modèle de référence

Généralement, le critère de performance à minimiser est :

$$e(t) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_L} (y(t) - y_r(t))^2 \quad (5.4)$$

Avec :

$J(t)$  : est la valeur du critère à l'instant  $t$ .

$y(t)$  : est la sortie du système à l'instant  $t$ .

$y_r(t)$  : est la sortie désirée à l'instant  $t$ .

### 5.3 Optimisation des poids du contrôleur MLP par AG

L'objectif de cette partie est d'optimiser le réseau neuronal MLP en utilisant un algorithme génétique agissant sur les poids synaptiques autrement dit, ces derniers sont générés par les AG. Nous avons déjà défini précédemment les avantages des réseaux de neurones et ceux des algorithmes génétiques dans le chapitre 3 et le chapitre 4. Selon la littérature la combinaison des deux techniques donne de meilleurs résultats et améliore les performances du contrôleur comme on a mentionné dans le chapitre 2 (partie des techniques de commande hybride). Le critère optimisé est le l'ITAE qui est souvent utilisé lors du contrôle de la partie non linéaire des systèmes en régime permanent. Cet algorithme hybride AG-MLP est d'abord testé sur un système du deuxième ordre étant un système simple puis appliqué sur le processus du chauffage du bâtiment.

### 5.4 Conception du contrôleur MLP-AG

La conception du contrôleur est basée sur la combinaison des réseaux de neurones MLP et de l'algorithme génétique. On a d'abord conçu un contrôleur neuronal du type MLP décrit dans la partie précédente. Un algorithme d'optimisation métaheuristique dit algorithme génétique est introduit pour l'adaptation des valeurs des poids synaptiques du réseau neuronal. Les étapes de ce processus d'optimisation sont comme suit :

- 1) **Initialisation de la population** : La population initiale est générée aléatoirement à l'aide de la fonction `unifrnd` de MATLAB, elle contient les poids synaptiques du réseau de

$$\text{neurones à optimiser sous forme d'une matrice. } pop = \begin{bmatrix} W_{1,1} & \cdots & W_{1,j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{i,1} & \cdots & W_{i,j} \end{bmatrix}$$

- 2) **Sélection** : La méthode du tournoi est utilisée pour sélectionner un nombre d'individus de la population initiale (ceux qui correspondent à une bonne fonction objectif), pour leur donner une chance de se reproduire pendant les générations suivantes.
- 3) **Croisement** : Après la sélection des parents les plus performants de la génération en utilisant la sélection par tournoi avec une probabilité de 0.65, un croisement en un point entre deux parents pères est appliqué afin d'échanger les informations génétiques entre les deux chromosomes et donner naissance à deux individus enfants.
- 4) **Mutation** : La mutation aléatoire est adoptée afin de modifier avec une faible probabilité de 0.01 un gène du chromosome pour ne pas détériorer les performances de l'AG. Le paramètre de mutation est choisi dans l'optique d'élargir le champ de recherche et d'éviter l'optimum local.

### 5.5 Illustration du contrôleur MLP-AG pour un système du 2<sup>ème</sup> ordre

Cette partie sert à tester les performances de la technique hybride proposée sur un exemple de commande d'un système linéaire de second ordre utilisé par Cheong et Lai [107]. Le système est modélisé par une fonction de transfert :

$$G(p) = \frac{2}{p^2 + 1.4p + 2} \quad (5.5)$$

L'objectif d'un système de commande est de minimiser l'écart  $e(t)$  entre la sortie d'un système et une valeur de consigne désirée, qui est dû, soit à un changement de consigne, soit à des perturbations agissant sur le système. Cet objectif peut être défini par plusieurs indices numériques (ISE, IAE, ITAE, Dep.). Dans notre propos, nous avons opté pour la minimisation de l'erreur absolue temporelle (ITAE) et le dépassement (Dep).

$$F = ITAE + Dep \quad (5.6)$$

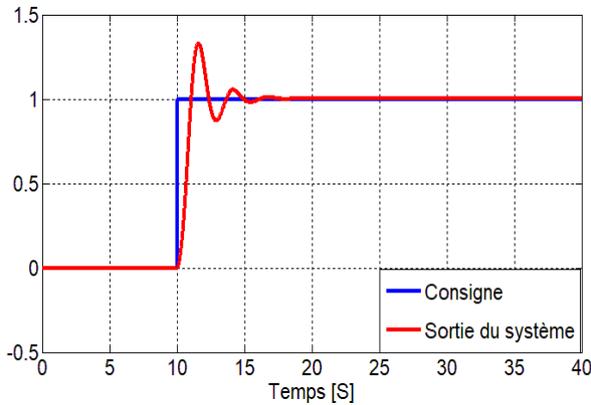
Avec :

$$ITAE = \int_{10}^{40} (t - 10) |y_{ref}(t) - y(t)| dt \quad (5.7)$$

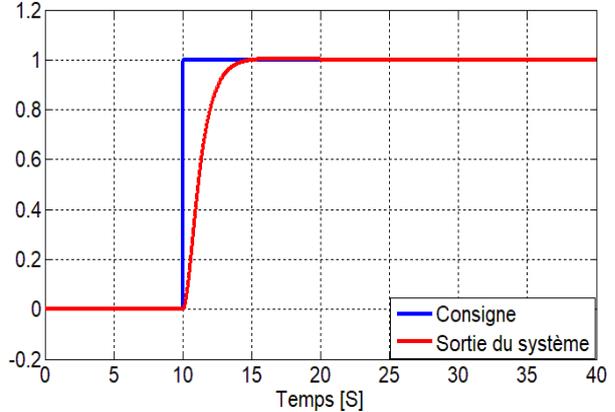
$$Dep = \frac{Valeur_{maximale} - Valeur_{finale}}{Valeur_{finale} - Valeur_{initiale}} \quad (5.8)$$

Par ces deux critères, il est possible de minimiser l'erreur en régime permanent par l'emploi de (IT AE) et de pénaliser les dépassements qui peuvent apparaître durant le régime transitoire (en minimisant ITAE) par l'emploi du critère (Dep) [72].

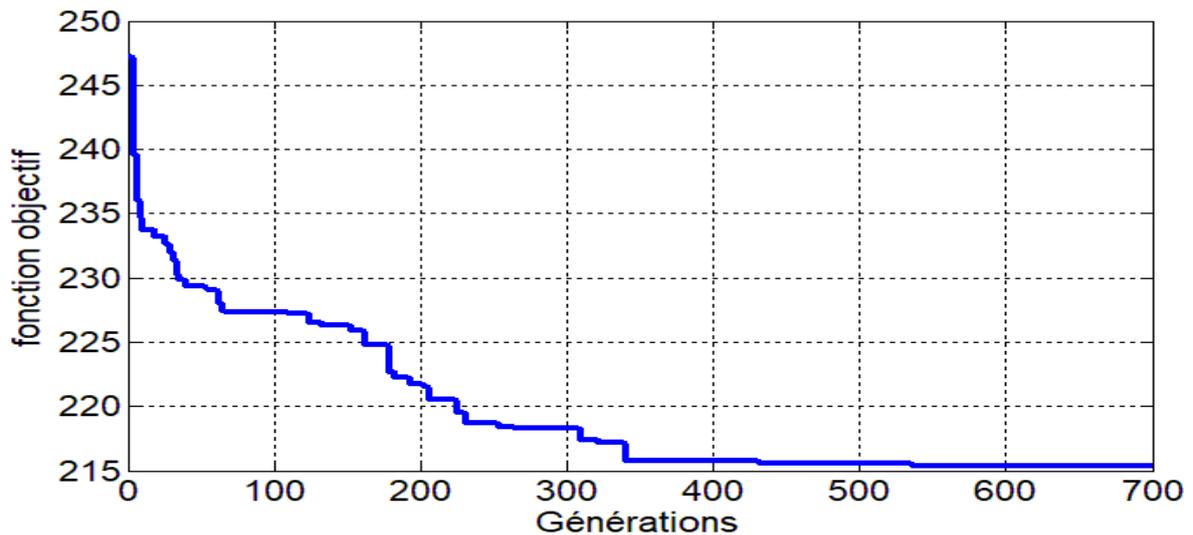
Les résultats de simulation en boucle fermée sont donnés par les figures 5.3 à 5.5:



**Figure 5.3** Sortie du système (1<sup>ère</sup> génération)



**Figure 5.4** Sortie du système (650<sup>ème</sup> génération)



**Figure 5.5** Evolution de la fonction objectif à travers les générations

On remarque la présence d'oscillations amorties en régime transitoire (voir la figure 5.3) en réponse à un échelon d'amplitude égale à 1 et appliqué à l'instant  $t=10$  s. Selon les résultats illustrés ci-avant l'efficacité de l'AGs est ressentie dès les premières générations du processus d'optimisation. Prenant l'exemple de la fonction objectif pour le meilleur chromosome de la 650<sup>ème</sup> génération est ramené à 215, alors qu'il était initialement (première génération) de 247. Les résultats sont corrigés au cours des générations (voir l'évolution de la fonction objectif sur la figure 5.5).

On constate que les résultats de la dernière génération (ceux de la figure 5.4) sont tous à fait différents de ceux obtenus au début du processus d'optimisation. Cela se justifie par le rôle important que joue les opérateurs génétiques en explorant de nouvelles solutions dans l'espace de recherche. A la 536<sup>ème</sup> génération, nous obtenons toujours le même résultat.

## 5.6 Application du contrôleur proposé pour la régulation de température dans un bâtiment habité sporadiquement.

L'objectif est d'assurer un meilleur confort thermique aux occupants d'un bâtiment tout en minimisant l'énergie électrique consommée. Il est nécessaire que la puissance du chauffage soit maîtrisée en tenant compte des paramètres et des contraintes internes et externes de la pièce. L'approche hybride utilisée pour la commande du système de deuxième ordre précédent est appliquée pour atteindre l'objectif exposé au début de ce paragraphe. La fonction objectif à optimiser est composée de deux critères, le premier est l'ITAE (voir annexe B) qui est souvent utilisé pour le contrôle de la partie non linéaire des systèmes en régime permanent (nous intéressons à la période d'occupation de 8h à 17h). La deuxième partie de la fonction est l'indice de consommation, car on ne peut pas parler de systèmes de chauffage sans prendre en considération l'énergie consommée. Ces deux critères ont de même importance, c'est pourquoi nous n'avons privilégié aucun d'entre eux. La fonction objectif proposée est décrite par cette équation :

$$F = ITAE + cons_{index}(t) = \int_{08h}^{17h} t |e(t)| dt + \int_{08h}^{17h} p(t) dt \quad (5.9)$$

$$e(t) = (y_{ref}(t) - y_{room}(t)) \quad (5.10)$$

D'où :

$y_{ref}(t)$ : est la sortie de référence du modèle (température de référence).

$y_{room}(t)$ : est la sortie du système, qui représente la température de la pièce étudiée.

A partir de la structure du modèle neuronal illustré par la figure 5.1, il ressort clairement que le nombre total de paramètres à optimiser est important (500 poids), pour cette raison le codage réel est utilisé pour permettre de pallier certains problèmes liés au codage binaire, comme celui de la précision et de la distance de Hamming, ce qui permet à l'algorithme d'être plus rapide à cause de l'absence de l'étape du décodage.

## 5.7 Conception du contrôleur GA-MLP pour un chauffage du bâtiment

Le cas d'étude est une pièce d'un bâtiment qui se situe à la ville de Nancy, l'une des villes les plus froides de France, ce modèle d'application est conçu par l'utilisation d'un toolbox appelé SIMBAD intégré dans l'environnement Matlab/Simulink qui utilise une base de données réelles. Cette boîte à outils est développée par le CSTB pour répondre aux coûts et aux défis rencontrés lors des tests pratiques. Le bloc ANN de la figure 5.6 contient le programme qui calcule les poids synaptiques générés par les algorithmes génétiques. Un filtre discret du second ordre de la forme  $\frac{0.09279z^{-1}+0.06869z^{-2}}{1-1.245z^{-1}+0.4066z^{-2}}$  est proposé comme modèle de référence [12], pour ne pas avoir une consigne de dynamique rapide, ce qui fait que la dynamique du système du chauffage sera proche de celle du modèle de référence utilisé. La fonction d'activation de la couche de sortie pour le cas du contrôleur d'un système de chauffage du bâtiment est une fonction de transfert logarithmique sigmoïde. Elle est donnée par l'équation suivante :

$$f(S_{3,j}) = \frac{1}{(1 + e^{-S_{3,j}})} \quad (5.11)$$

Cette fonction est utilisée à la sortie du réseau neuronal dans le but d'avoir que des valeurs positives, puisque cette sortie signifie la puissance du chauffage électrique qui doit être strictement positive.

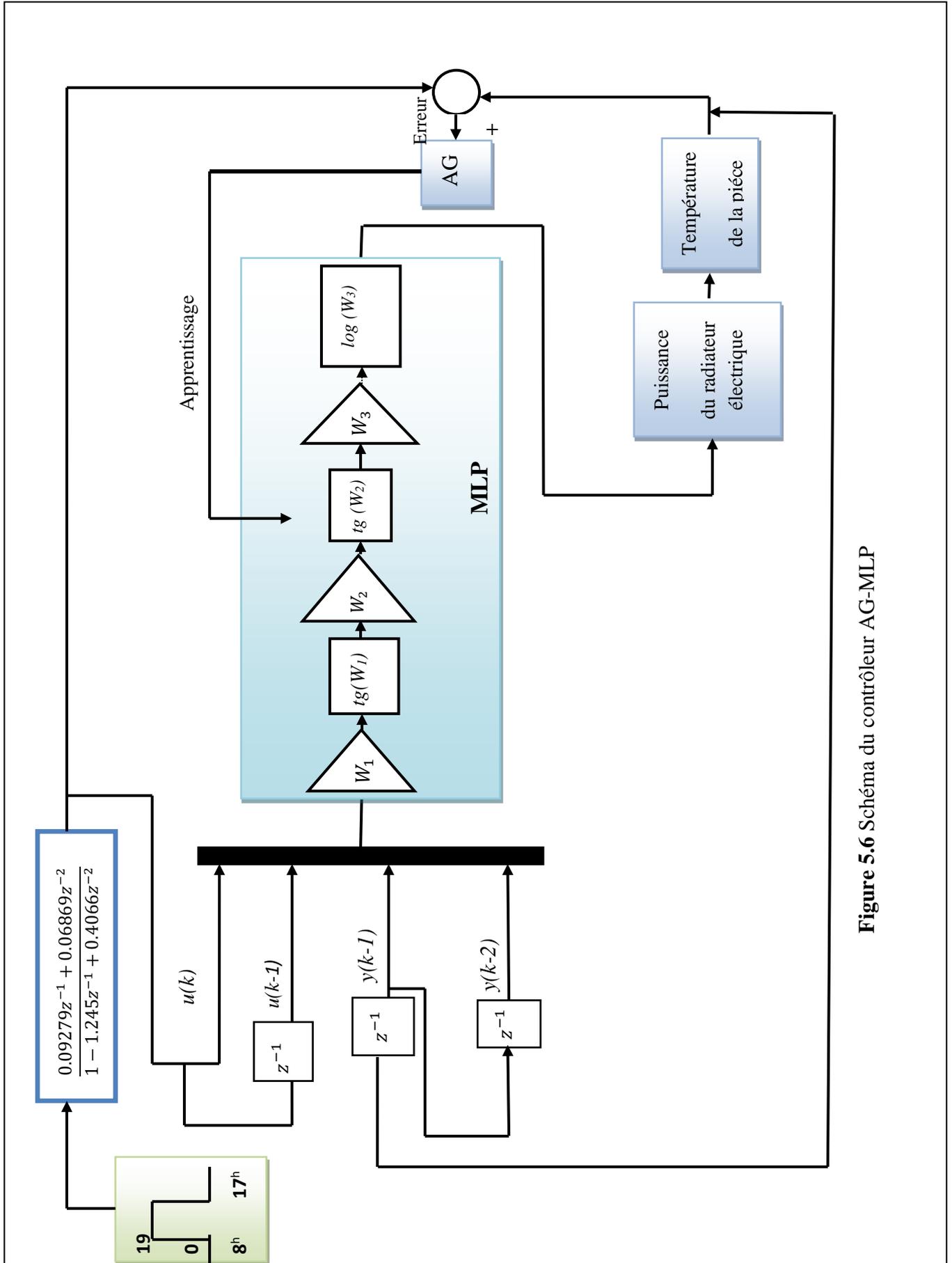


Figure 5.6 Schéma du contrôleur AG-MLP

Les étapes suivies pour la création de l'algorithme AG-MLP sont données par:

### Différentes étapes de l'algorithme du control AG-MLP.

- Génération aléatoire de la population initiale, elle contient N individus de poids synaptique.

**Pop=unifrnd(-1,+1,[tail\_pop,tail\_chrom])**

- Calcul des sorties des couches du réseau neuronal.

```
fori=1:Ni,1
for j=1:Nl
for l=1:3

$$S_{l,j} = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} W_{l,i,j} \times U_{l-1,j}$$


$$U_{l,j} = f(S_{l,j})$$

end i
end j
end l
```

- Evaluation des individus en calculant la fonction objectif

$$f_{\text{objectif}} = \int_{t=8h}^{t=17h} t|e(t)| \cdot dt + \int_{8h}^{17h} P(t)dt$$

$t$ : le vecteur du temps.

$|e(t)|$ : la valeur absolue de l'erreur instantanée.

- Sélection des individus par tournoi.
- Croisement aléatoire des individus sélectionnés en un point.
- Mutation des individus enfants en un point (bit) choisit aléatoirement.

```
for[n,m]=size(popnew)
for i=1:n
for j=1:m
a=rand;
if a ≤ Pm
mat (i,j)= mat (i,j)+λ × unifrnd (-1,+1,1).
end i
end j
end if
```

$pop_{new}$ : population obtenue après le croisement des parents.

$P_m = 0.01$ : probabilité de mutation.

$a$ : valeur aléatoire.

$\lambda = 0.25$ .

- Entraînement du GA-RN.
    - Evaluation des individus.
    - Sélection des individus.
    - Croisement aléatoire des individus sélectionnés.
    - Mutation aléatoire.
- Jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt

**Figure 5.7** Algorithme MLP-AG

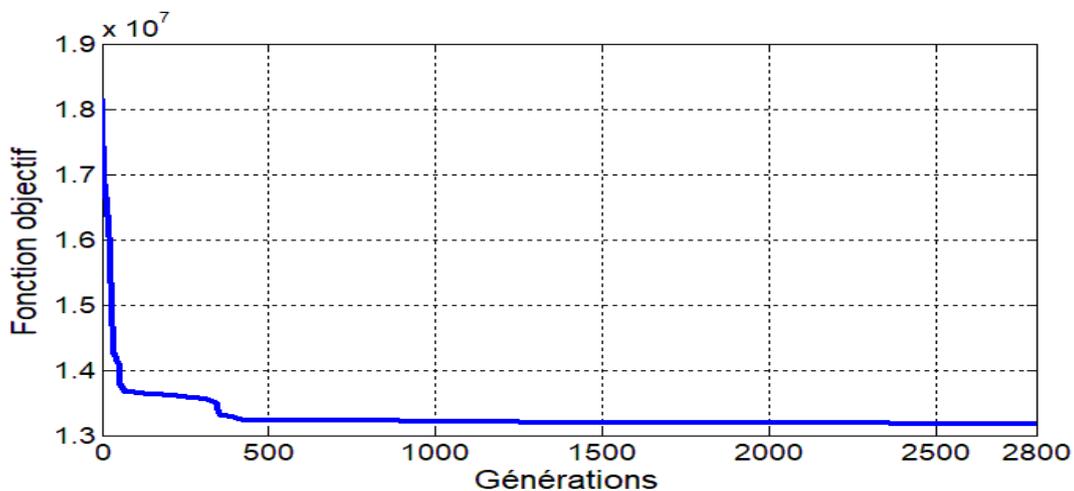
## 5.8 Simulations et discussions des résultats :

Nous avons proposé un algorithme hybride tel qu'il est décrit ci-avant dans le but d'optimiser les poids synaptiques du contrôleur neuronal MLP (voir annexe B). Pour cette raison, nous devons choisir avec attention les paramètres agissant sur l'évolution de la population générée par cet algorithme tels que, la taille de la population, la probabilité de croisement et de mutation. Après plusieurs tests de simulation, nous avons opté pour les valeurs données dans le tableau 5.1.

Dans ce cas, pour faire face à la taille importante du problème (le nombre des poids synaptiques égal à 500), un algorithme génétique est exploité pour leur ajustement. Tous les tests sont validés à travers une véritable base de données. Les résultats de simulation montrent la capacité et la performance du contrôleur hybride proposé. L'originalité de ce travail consiste à augmenter le degré de complexité du système (toutes les perturbations variées non linéaires sont considérées), par rapport aux travaux existants, afin de tester la robustesse du contrôleur proposé MLP-AG.

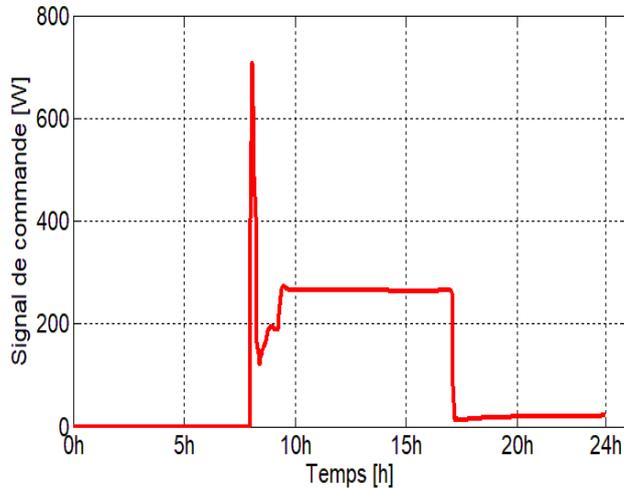
**Table 5.1:** Caractéristiques de l'algorithme génétique.

Parameter	Value
Taille de la population	40
Longueur du chromosome	500
Nombre de generation maximale	3000
Probabilité de croisement	0.65
Probabilité de mutation	0.01

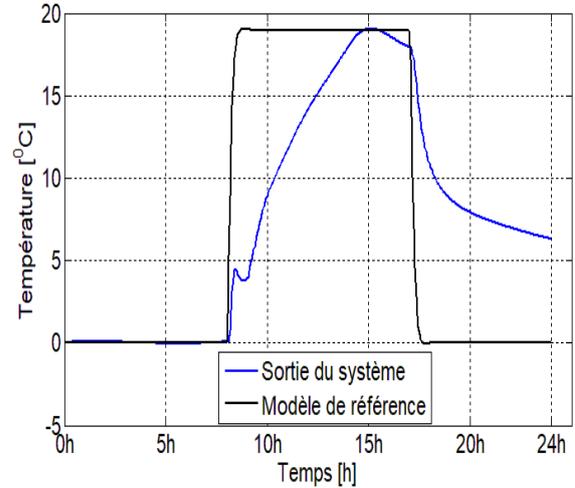


**Figure 5.8** Evolution de la fonction objectif selon les générations

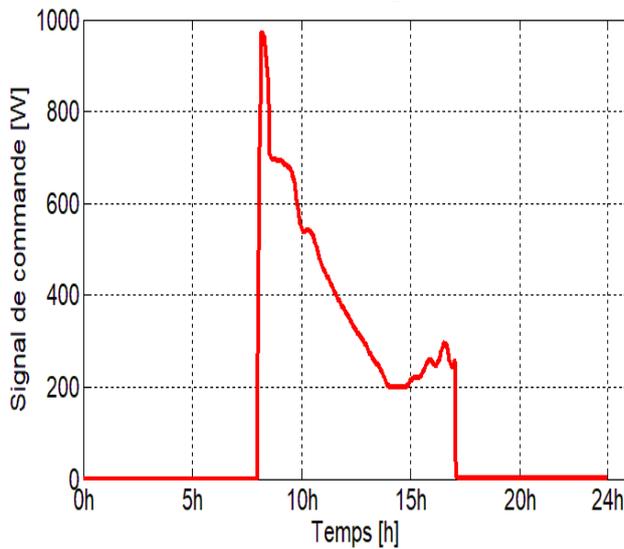
La figure 5.8 montre l'évolution temporelle de la fonction objectif à travers les générations. Deux phases de l'algorithme peuvent être distinguées selon ces résultats, au début (de 1 à 500 générations), la fonction objectif se réduit très rapidement, ensuite on remarque une stagnation sur le reste des générations (après 500 génération), après les mêmes valeurs se répètent.



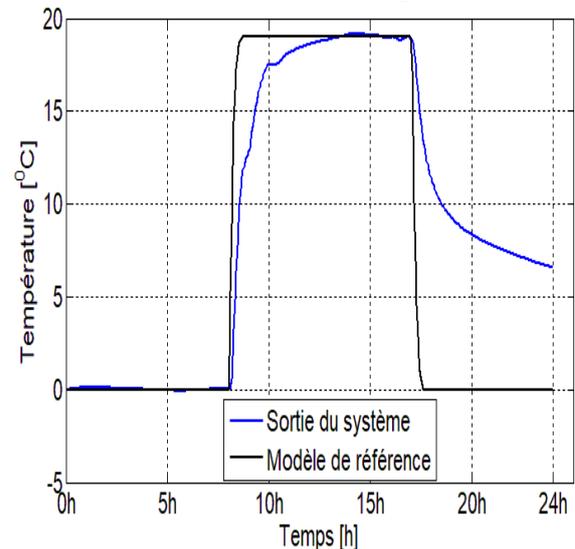
**Figure 5.9** Signal de commande du meilleur chromosome de la 1<sup>ère</sup> génération



**Figure 5.10** Sortie du système du meilleur chromosome de la 1<sup>ère</sup> génération



**Figure 5.11** Signal de commande du Meilleur chromosome de la 2800<sup>ème</sup> génération

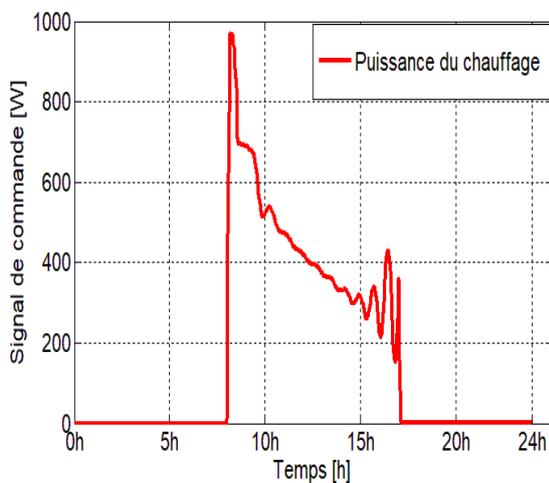


**Figure 5.12** Sortie du système du meilleur chromosome de la 2800<sup>ème</sup> génération

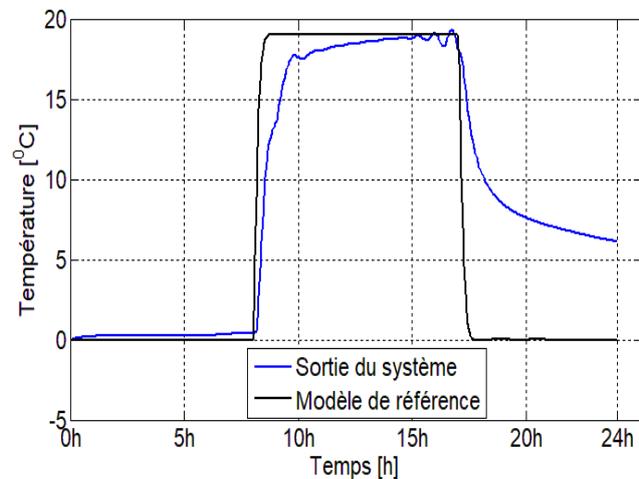
Nous pouvons clairement noter que le contrôleur optimal obtenu à la fin du processus d'apprentissage donne de meilleurs résultats que ceux correspondants au premier contrôleur. Selon la figure 5.10, nous remarquons que la sortie du système ne suit pas celle du modèle de référence, lorsque nous avons utilisé le signal de commande du meilleur chromosome de la 1<sup>ère</sup> génération illustré par la figure 5.9, contrairement aux résultats présentés par la figure 5.12, lors

de l'utilisation du signal de la figure 5.11 correspond au signal de commande du meilleur chromosome de la 2800<sup>ème</sup> génération, d'où nous constatons clairement que le temps de réponse est meilleur que celui de la figure 5.10, et la sortie du système suit bien celle du modèle de référence avec une petite erreur acceptable. En raison de la complexité du système contrôlé, les résultats obtenus confirment l'importance de l'approche hybride entre ANN (plus précisément du type MLP) et AG pour la conception des contrôleurs neuronaux optimaux par le réglage automatique des poids synaptiques.

Afin de vérifier la robustesse de cet algorithme, nous avons modifié les valeurs de certaines perturbations tout en gardant le même contrôleur. Les paramètres modifiés durant la période d'occupation sont les rayons verticaux globaux fixés à  $4 * 10^4 \text{ lux}$ , l'éclairage vertical global égal à  $200 \text{ W/m}^2$ , annuler la chaleur des équipements électriques et fixer la température externe à une valeur de  $5 \text{ }^\circ\text{C}$ . Après avoir soumis le système aux précédentes perturbations, les résultats obtenus sont donnés par les figures 5.13 et 5.14.



**Figure 5.13** Signal du control en changeant les perturbations



**Figure 5.14** Sortie du système en changeant les perturbations

Dans cette partie, nous avons utilisé différents profils de perturbations que ceux utilisés pendant la phase d'apprentissage, en effet, le choix n'est pas aléatoire mais en fonction de leur impact sur le confort thermique des occupants. Nous notons que le contrôleur est capable de maintenir un niveau de performance similaire à celui obtenu à l'aide du contrôleur avec les perturbations variables connectées à une base de données réelle. Cependant, nous remarquons que l'apparition des oscillations faibles ayant un effet négligeable sur ce confort thermique. A partir des résultats présentés sur les figures 5.13 et 5.14, l'approche hybride développée permet de concevoir un contrôleur fiable et robuste aux systèmes de chauffage, malgré la présence et le changement des perturbations.

## 5.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé un algorithme hybride basé sur le contrôleur neuronal MLP optimisé par un algorithme génétique, afin d'assurer un meilleur confort thermique dans une pièce d'un bâtiment commercial. La nouveauté de ce travail est la conception d'un contrôleur robuste appliqué aux systèmes CVC complexes avec une prise en compte de toutes les contraintes et perturbations rencontrées dans la réalité. Initialement, l'architecture du réseau neuronal MLP est utilisée pour construire un contrôleur, puis les algorithmes génétiques sont exploités en deuxième lieu pour l'optimisation de ce contrôleur en se basant sur une fonction objectif qui combine entre l'indice ITAE et celui de la consommation.

# ***CONCLUSION GENERALE***

# Conclusion générale

Les travaux de cette thèse sont dédiés au développement d'une stratégie hybride d'optimisation et de commande pour la régulation thermique des bâtiments. Divers problèmes ont été exposés et traités à savoir, la modélisation du chauffage du bâtiment utilisant l'outil de simulation SIMBAD, en tenant compte de tous les paramètres agissant sur la température intérieure de la pièce, qui est la nouveauté de ce travail par apport aux autres travaux dans le domaine, qui utilisent des formes simplifiées du modèle en considérant tout simplement la température extérieure comme l'unique perturbation au système et d'éliminer tous les autres facteurs qui peuvent avoir un effet non négligeable sur l'évolution de la température.

L'objectif principal de ce travail est d'assurer un meilleur confort aux occupants en minimisant la consommation d'énergie électrique. Pour une simulation plus précise du système réel, le modèle utilisé dans le cadre de cette thèse est soumis à toutes les contraintes rencontrées dans la réalité, tels que les facteurs géométriques, les caractéristiques thermiques, et les autres perturbations imprévues à savoir : l'ouverture des portes et des fenêtres, et beaucoup d'autres paramètres variables dans le temps.

Le principe est d'utiliser une commande neuronale du type MLP, afin de maintenir la température désirée aux alentours de 19<sup>0</sup>C étant la température idéale selon plusieurs études. Les RNA ont été choisis grâce à leur capacité d'intégration étant des adaptateurs universels, et fonctionnent malgré l'absence du modèle mathématique du système. Suite au nombre important des paramètres à gérer (500 poids synaptiques), un algorithme hybride MLP-AG est développé pour le but d'optimiser le réseau neuronal de type MLP par les algorithmes génétiques, qui a donné des résultats très appréciables.

La principale contribution de ce travail de recherche apparaît au cours du cinquième chapitre portant sur la commande hybride MLP-AG et son application à la commande du système de chauffage du bâtiment. Les résultats présentés dans ce manuscrit, et ceux fournis dans de nombreuses publications, ont validé la puissance et la robustesse de l'approche proposée pour la régulation optimale des systèmes complexes.

## Perspectives :

Comme extensions à ces travaux, nous envisageons les perspectives suivantes :

- Application de la technique proposée sur un chauffage de bâtiment multizone.
- Utilisation d'un système à base des sources d'énergie renouvelables et écologiques, afin d'économiser le coût et réduire la quantité du CO<sub>2</sub> dégagée dans le but de préserver l'environnement des dégâts causés par ce gaz.
- Optimisation multi-objectifs au système du chauffage en prenant plusieurs critères contradictoires.
- Utilisation d'une base de données métrologique algérienne, pour développer un contrôleur adéquat à l'exploitation en Algérie.

D'un point de vue applicatif, les perspectives visent l'application des approches sur un bâtiment réel intelligent, mais aussi :

- ❖ L'adaptation des structures de commande pour inclure la régulation des autres systèmes présents dans les bâtiments (climatisation, ventilation, éclairage, etc.)
- ❖ La prise en compte des couplages thermiques entre les zones.

# *Bibliographie*

## Bibliographie

- [1] MS, Ahamed., H, Guo., & K, Tanino. (2019). « Energy saving techniques for reducing the heating cost of conventional greenhouses ». *Biosystems Engineering*, 178:9–33. [Doi:10.1016/j.biosystemseng.2018.10.017](https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.10.017)
- [2] M, Esrafilian-Najafabadi., & F, Haghghat. (2021). « Occupancy-based HVAC control systems in buildings ». *Building and Environment*, 197:107810. [Doi:10.1016/j.buildenv.2021.107810](https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107810)
- [3] E, O’Rear., D, Webb., J, Kneifel., & C, O’Fallon. (2019). « Gas vs electric: Heating system fuel source implications on low-energy single-family dwelling sustainability performance ». *Journal of Building Engineering*, 25:100779. 485 [Doi:10.1016/j.jobbe.2019.100779](https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2019.100779)
- [4] H, Chaouch., C, Çeken., & S, Arı. (2021). « Energy management of HVAC systems in smart buildings by using fuzzy logic and M2M communication ». *Journal of Building Engineering* 7:102606. [Doi: 10.1016/j.jobbe.2021.102606](https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.102606)
- [5] Z, Deng., & Q, Chen., (2019). « Simulating the impact of occupant behavior on energy use of HVAC systems by implementing a behavioral artificial neural network model ». *Energy and Buildings* 198:216–27. [Doi:10.1016/j. 450 enbuild.2019.06.015](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.06.015)
- [6] F, Tahersima., S, Akob., H Rasmussen., & P Gammeljord Nielsen. (2020). « Thermal Analysis of an HVAC System with TRV Controlled Hydronic Radiator ». *IEEE*.
- [7] « *SIMBAD Building and HVAC Toolbox* ». (2005). Version 4.0 ed, CSTB, 84, avenue Jean Jaurés Champs-sur-Marne-B-P 2- F-77421 MarnelaValléeCedex 2.
- [8] S, AMRANI., & N, BOUKHEZER., (2021). « Réduction de la Consommation de L’énergie Electrique Comme pas Vers la Transition Energétique en Algérie : Expérience de la Performance Energétique de la Société Algérienne de Sacs et Enduits (SASACE) ».
- [9] G, Yabin., W, Jiangyu., Ch, Huanxin., L, Guannan., L, Jiangyan., X, Chengliang., H, Ronggeng., & H, Yao,H., (2018). « Machine learning-based thermal response time ahead energy demand prediction for building heating systems ». *Applied Energy*, Volume 221, Pages 16-27. [Doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.125](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.03.125)
- [10] B, Zhao., T, Li., J, Gao., & R, Wang., (2020). « Latent heat thermal storage using salt hydrates for distributed building heating: A multi-level scale-up research ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 1364-0321. [Doi.org/10.1016/j.rser.2020.109712](https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109712)
- [11] J, Ngarambea., G, YoungYuna., & M Santamouris., (2020). « The use of artificial intelligence (AI) methods in the prediction of thermal comfort in buildings: energy implications of AI-based thermal comfort controls ». *Energy & Buildings*, Volume 211, 378-7788. [Doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109807](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109807)
- [12] A, Ouaret., (2021). Thèse de doctorat : « Commande supervisée des systèmes de chauffage bâtiment à grande échelle ». *Université A.MIRA-BEJAIA*.

- [13] U, Berardi., & P, Jafarpur., (2020). « Assessing the impact of climate change on building heating and cooling energy demand in Canada ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 121, (2020) 109681, 1364-0321. [Doi.org/10.1016/j.rser.2019.109681](https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109681)
- [14] S, Cherfi., (2010). « L'AVENIR ENERGETIQUE DE L'ALGERIE : Quelles seraient les perspectives de Consommation, de production et d'exportation du pétrole et du gaz, en Algérie, à l'horizon 2020-2030 ? ». *Les Cahiers du CREAD n°96 /2011*.
- [15] M, Tagrerout. & H, Atmania., (2021). « Le mix énergétique : un outil de la sécurité énergétique en Algérie. *REVUE DES "RECHERCHES ECO"* ». 228-243.
- [16] L, Yantong., N, Natasa., X, Qiangqiang., & T, Tymofii., (2020). « Building heating applications with phase change material: a comprehensive review ». *Journal of Energy Storage*, Volume 31, 101634, [Doi.org/10.1016/j.est.2020.101634](https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101634)
- [17] L, Capuano., « *Center for Strategic and International Studies* » July 24, 2018 | Washington, DC International Energy Outlook 2018 (IEO2018).
- [18] HM, Taleb., & S, Sharples., (2011). « Developing sustainable residential buildings in Saudi Arabia: A case study ». *Applied Energy*, 383-391. [Doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.07.029](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.07.029)
- [19] X, Gong., C, Jia., Y, Yu., & C, Li., (2019). « 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 p. 022058. [Doi.org/10.1088/1755-1315/310/2/022058](https://doi.org/10.1088/1755-1315/310/2/022058)
- [20] C, Rojas., M, Cea., A, Iriarte., G, Valdés., R, Navia., & J, Pablo CárdenasR., (2019). « Thermal insulation materials based on agricultural residual wheat straw and corn husk biomass, for application in sustainable buildings ». *Sustainable Materials and Technologies*, Volume 20. [Doi.org/10.1016/j.susmat.2019.e00102](https://doi.org/10.1016/j.susmat.2019.e00102)
- [21] L, Peeters., J, Van der Veken., H, Hens., L.Helsen, & W, D'haeseleer., (2008). « Control of heating systems in residential buildings : Curent Practice ». *Energy and Building*, 1446-1455, 0378-7788. [Doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.02.016](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.02.016)
- [22] G, Colangelo., E, Favale., P, Miglietta., & A Risi., (2016). « Innovation in flat solar thermal collectors: A review of the last ten years experimental results ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 1364-0321. [Doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.142](https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.142)
- [23] Y,He., & X, Bu., (2020). « A novel enhanced deep borehole heat exchanger for building heating. *heating*. *Applied Thermal Engineering* ». Volume 178, 1359-4311. [Doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2020.115643](https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2020.115643)
- [24] A, D'Amico., G, Ciulla., D, Panno., & S, Ferrari., (2019), « Building energy demand assessment through heating degree days: The importance of a climatic dataset ». *Applied energy*.

- [25] B, Zhao., & R, Wang., (2019). « Perspectives for short-term thermal energy storage using salt hydrates for building heating ». *Energy*, Volume 189, 0360-5442. [Doi.org/10.1016/j.energy.2019.116139](https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116139)
- [26] M, Gwerder., B, Lehmann., J, Todtli., V, Dorer., & F, Renggli., (2008). « Control of thermally-activated building systems (TABS) ». *Applied Energy*, 565–581. [Doi:10.1016/j.apenergy.2007.08.001](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2007.08.001)
- [27] W, Villasmil., LJ, Fischer., & J, Worlitschek., (2019). « A review and evaluation of thermal insulation materials and methods for thermal energy storage systems ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 103, 71-84. [Doi.org/10.1016/j.rser.2018.12.040](https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.12.040)
- [28] M, Luo., Z, Wang., K, Ke., Bin Cao., Y Zhai., & X Zhou., (2018). « Human metabolic rate and thermal comfort in buildings: The problem and challenge ». *Building and Environment*, Volume 131, March 2018, 44-52. [Doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.01.005](https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.01.005)
- [29] N, Gupta & GN, Tiwari., (2016). « Review of passive heating/cooling systems of buildings ». *Energy Science and Engineering*. 305–333. [Doi: 10.1002/ese3.129](https://doi.org/10.1002/ese3.129)
- [30] LD, Hung Anh, & Z, Pasztor., (2021). « An overview of factors influencing thermal conductivity of building insulation materials ». *Journal of Building Engineering*, Volume 44, 102604. [Doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.102604](https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.102604)
- [31] PD, MOROȘAN., (2011). Thèse de doctorat : « Commande prédictive distribuée. Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments ». *SUPELEC, France*.
- [32] JE, Braun., (1990). « Reducing Energy Costs and Peak Electrical Demand through Optimal Control of Building Thermal Storage ». *Energy Storage and Distributed Resources Division*.
- [33] Z, Liao., & AL, Dexter., (2003). « The potential for energy saving in heating systems through improving boiler controls ». *Energy and Buildings* 261–271. [Doi:10.1016/j.enbuild.2003.12.006](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2003.12.006)
- [34] GR, Ruiz., EL, Segarra., & CF, Bandera., (2019). « Model Predictive Control Optimization via Genetic Algorithm Using a Detailed Building Energy Model ». *Energies*. [Doi:10.3390/en12010034](https://doi.org/10.3390/en12010034)
- [35] HM, Newman & MD, Morris., (1994). Livre : « Direct digital control of building systems : theory and practice ». John Wiley & Sons.
- [36] K, Chinnakani., A, Krishnamurthy., J, Moyne., Ann, Arbor., & F, Gu., (2011). « Comparison of energy consumption in HVAC systems using simple ON-OFF, intelligent ON-OFF and optimal controllers ». *IEEE Power and Energy Society General Meeting*. [Doi: 10.1109/PES.2011.6039823](https://doi.org/10.1109/PES.2011.6039823)
- [37] KI, Krakow & S, Lin., (1995). « PI control of fan speed to maintain constant discharge pressure ». *ASHRAE Transactions* , 398–407.

- [38] KJ, Astrom., T, Hagglund., & A, Wallenborg., (1993). « Automatic tuning of digital controllers with applications to HVAC plants ». *Automatica*. 1333–1343..
- [39] JB, Ziegler & NB, Nichols., (1942). « Optimum settings for automatic controllers ». *ASME Transactions*, 759–768.
- [40] B, Tashtoush., M, Molhim., & M, Al-Rousan., (2005). « Dynamic model of an HVAC system for control analysis ». *Energy*, 1729–1745.
- [41] M, Xu., S, Li., & W, Cai., (2005). « Practical Receding-Horizon Optimization Control of the Air Handling Unit in HVAC Systems ». *Industrial & engineering chemistry research*. Vol. 44.
- [42] J, Bai., S, Wang., & X, Zhang., (2008). « Development of an adaptive Smith predictor-based self-tuning PI controller for an HVAC system in a test room ». *Energy and Buildings*, 2244–2252. [Doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.07.002](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.07.002)
- [43] YV, Pavan Kumar., A, Rajesh., S, Yugandhar., & V, Srikanth., (2013). « Cascaded PID Controller Design for Heating Furnace Temperature Control ». *Journal of Electronics and Communication Engineering*.
- [44] S, Fredj., H, Lehouche., O, Guenounou., & Y, Belkhier., (2022). « Temperature regulation of a commercial space in building system optimized by genetic algorithm ». *Energy sources*. [Doi.org/10.1080/15567036.2022.2037790](https://doi.org/10.1080/15567036.2022.2037790)
- [45] Y, Yao., & DK, Shekhar., (2021). « State of the art review on model predictive control (MPC) in Heating Ventilation and 505 Q11 Air-conditioning (HVAC) field ». *Building and Environment*.
- [46] K, Kriswanto., K, Karsan., DH, Al-Janani., A, Roziqin., A, Hangga., K, Fathoni., & B, Wijayanto., (2021). « Design and performance of the raspberry pi control system on packaging machine capacity 2400 Pcs/h ». *Rekayasa: Jurnal Penerapan Teknologi Dan Pembelajaran*.
- [47] T, Tigrek., S, Dasgupta., & TF, Smith., (2002). « NONLINEAR OPTIMAL CONTROL OF HVAC SYSTEMS ». *IFAC 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain*.
- [48] Z, Deng., & Q, Chen., (2019). « Simulating the impact of occupant behavior on energy use of HVAC systems by implementing a behavioral artificial neural network model ». *Energy and Buildings*. [Doi:10.1016/j. 450 enbuild.2019.06.015](https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.06.015)
- [49] J, Bai., & X, Zhang., (2007). « A new adaptive PI controller and its application in HVAC systems ». *Energy Conversion and Management*. [Doi:10.1016/j.enconman.2006.10.023](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2006.10.023)
- [50] A, Parisio., D, Varagnolo., D, Risberg., G, Pattarello., M, Molinari., & HK, Johansson., (2013). « Randomized Model Predictive Control for HVAC Systems ». *Buildsys'13*, November 14-15, Rome, Italy. [Doi.org/10.1145/2528282.2528299](https://doi.org/10.1145/2528282.2528299)
- [51] D, Jia., & BH, Krogh., (2001). « Distributed model predictive control ». 2767–2772.

- [52] P, Satrio., TMI, Mahlia., N, Giannetti., & K. Saito., (2019). « Optimization of HVAC system energy consumption in a building using artificial neural network and multi-objective genetic algorithm ». *Sustainable Energy Technologies and Assessments*.
- [53] R, Panchalingam., & KC, Chan., (2021). « A state-of-the-art review on artificial intelligence for Smart Buildings ». *Intelligent Buildings International*. 203–26. [Doi:10.1080/17508975.2019.1613219](https://doi.org/10.1080/17508975.2019.1613219)
- [54] N, Dhar., K, Verma., & L, Behera., (2018). « Evolutionary algorithm tuned fuzzy pi controller for a networked HVAC system. In Recent developments and the new direction in soft-computing foundations and applications ». *Springer*.
- [55] IH, Yang., MS, Yeo., & KW, Kim., (2003). « Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building ». *Energy Conversion and Management*, 2791–2809.
- [56] J, Singh., N, Singh., & JK, Sharma., (2006). « Fuzzy modeling and control of HVAC systems- A review ». *Journal of Scientific & Industrial Research*, Vol,65, 470-476.
- [57] JM, Sousa., R, Babuika., & HB, Verbruggen., (1997). « Fuzzy predictive control applied to an air-conditioning system ». *Control Engineering Practice*, 1395–1406.
- [58] T, Halil., O, Farhi., & Y, Chervenkov., (2006). « Embedded fuzzy controller for adaptive heating system control ». *Energy saving control in plants and buildings*, 75– 80.
- [59] C, Ghiaus., (2001). « Fuzzy model and control of a fan-coil ». *Energy and Buildings*, 545– 551.
- [60] Z, Yu., Y, Zhou., & A, Dexter., (2007). « Hierarchical fuzzy rule-based control of renewable energy building systems ». In *CISBAT, Renewables in a changing climate - Innovation in the Built Environment*.
- [61] Y, Yan., J, Zhou., Y, Lin., W, Yang., P, Wang., & G, Zhang., (2008). « Adaptive optimal control model for building cooling and heating sources ». *Energy and Buildings*, 1394– 1401.
- [62] M, Mossolly., K, Ghali., & N, Ghaddar., (2009). « Optimal control strategy for a multi-zone air conditioning system using a genetic algorithm ». *Energy*, 58–66.
- [63] L, Lu., W, Cai., YS., Chai, & L, Xie., (2005). « Global optimization for overall HVAC systems - Part I : Problem formulation and analysis ». *Energy Conversion and Management*, 999–1014.
- [64] LG, Caldas., & LK, Norford., (2011). « Genetic Algorithms for Optimization of Building Envelopes and the Design and Control of HVAC Systems ». *Journal of Solar Energy Engineering*. [Doi: 10.1115/1.1591803](https://doi.org/10.1115/1.1591803)
- [65] LR, Randy., & SE, Haupt., (2004). Livre : « Practical Genetic Algorithms ». *Second Edition. John Wiley & Sons*.

- [66] R, Alcalá., JM, JOSE., J, BEN´ITEZ., J Casilas., O, CORDON., & R, Perez., (2003). « Fuzzy Control of HVAC Systems Optimized by Genetic Algorithms ». *Applied Intelligence*, 155–177.
- [67] B, Li., C, Delpha., D, Diallo., & A, Migan-Dubois., (2021). « Application of Artificial Neural Networks to photovoltaic fault detection and diagnosis: A review ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Volume 138. [Doi.org/10.1016/j.rser.2020.110512](https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110512)
- [68] <https://www.futura-sciences.com/sante/actualites/biologie-votre-cerveau-15-chiffres-cles-51904/>. Consulté en juillet 2022.
- [69] H, Lodish., A, Berk., S, Zipursky., L, Matsudaira., P., D, Baltimore., & Darnell, J. (2000). *Molecular Cell Biology (4th ed.)*. New York: W. H. Freeman. Retrieved from
- [70] JW Lin., (2017). « Artificial Neural Network Related to Biological Neuron Network: A Review ». *Advanced Studies in Medical Sciences*, Vol 5, 55–62. [Doi.org/10.12988/asms.2017.753](https://doi.org/10.12988/asms.2017.753)
- [71] A, Parisio., D, Varagnolo., D, Risberg., G, Pattarello, M, Molinari., & KH, Johansson., (2013). « Randomized Model Predictive Control for HVAC Systems ». *Buildsys'13*, November 14-15, Rome, Italy. [Doi.org/10.1145/2528282.2528299](https://doi.org/10.1145/2528282.2528299)
- [72] O, Guenounou., (2009). Thèse de doctorat: « Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé ». *Toulouse, France*.
- [73] IA, Samborska., V, Alexandrov., L, Siczko., B, Kornatowska., V, Goltsev., MD, Cetner., & HM, Kalaji., (2014). « Artificial neural networks and their application in biological and agricultural research ». *Signpost Open Access Journal of NanoPhotoBioSciences*. Volume 02.
- [74] S, Alexander., W, Yu., EN, Sanchy., & P. Perez., (1999). « Nonlinear Adaptive Trajectory Tracking Using Dynamic Neural Networks ». *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, VOL. 10.
- [75] B, Karlik., & A, Vehbi Olgac., (2011). « Performance Analysis of Various Activation Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks ». *International Journal of Artificial Intelligence And Expert Systems (IJAE)*.
- [76] S, Yuqing., Q, Junfei., & H, Honggui., (2016). « Structure Design for RBF Neural Network Based on Improved K-means Algorithm ». *IEEE*. [Doi:10.1109/CCDC.2016.7532265](https://doi.org/10.1109/CCDC.2016.7532265)
- [77] Z, Ghahramani., (2004). Thèse de doctorat: « Unsupervised Learning ». *University College London, UK*.
- [78] X, Zhai., A, Oliver., A, Kolesnikov., & L Beyer., (2019). « S4I: Self-Supervised Semi-Supervised Learning ». *IEE Explore*.
- [79] JE, Van Engelen., & HH, Hoos., (2020). « A survey on semi-supervised learning ». *Machine Learning* , 373–440. [Doi.org/10.1007/s10994-019-05855-6](https://doi.org/10.1007/s10994-019-05855-6)

- [80] JG, Dy., CE, Brodley., (2004). « Feature Selection for Unsupervised Learning ». *Journal of Machine Learning Research*, 845–889.
- [81] QV, Le., MA Ranzato., R, Monga., M, Devin., K, Chen., GS, Corrado., J, Dean & Y, Andrew., (2012). « Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning ». *Appearing in Proceedings of the 29 th International Conference on Machine Learning, Edinburgh, Scotland, UK, 2012.*
- [82] T, Zhou., M, Brown., N, Snavely., & DG, Lowe., (2017). « Unsupervised Learning of Depth and Ego-Motion from Video ». *IEEE Explore.*
- [83] J, Gupta., (1999). « Comparing backpropagation with a genetic algorithm for neural network training ». *Omega, Elsevier.* [Doi: 10.1016/S0305-0483\(99\)00027-4](https://doi.org/10.1016/S0305-0483(99)00027-4)
- [84] S, Har-Peled., & B, Sadri., (2005). « How Fast is the k-means Method? ». *Algorithmica, Springer.*
- [85] T, Ma., H, Liu., & Y, Zhang., (2020). « A Method for Establishing Tropospheric Atmospheric Refractivity Profile Model Based on Multiquadric RBF and k-means Clustering ». *Engineering Letters.* Volume 28.
- [86] CC, Liao., (2010). « Genetic k-means algorithm based RBF network for photovoltaic MPP prediction ». *Energy*, 529–536. [Doi:10.1016/j.energy.2009.10.021](https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.10.021)
- [87] U, Ravale., N, Marathe., & P, Padiya., (2015). « Feature Selection Based Hybrid Anomaly Intrusion Detection System Using K Means and RBF Kernel Function ». *Procedia Computer Science* , 428 – 435. [Doi: 10.1016/j.procs.2015.03.174](https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.03.174)
- [88] E, Mostafapour., M, Farsadi., & M., Panahi., (2015). « A hybrid “k-means, VSS LMS” learning method for RBF network in short term load forecasting ». *9th International conference. IEEE.*
- [89] B, Ould Bouamama., Cours : « Identification des systèmes Laboratoire d’Automatique ». Génie Informatique et Signal de Lille. *LAGIS-UMR CNRS 821.*
- [90] A, Olufemi., A, Adebisi., & B, Corripio., (2003). « Dynamic neural networks partial least squares (DNNPLS) identification of multivariable processes ». *Computers and Chemical Engineering* 145-155.
- [91] AC, Merueloa., DM, Simpsona., SM, Veres., & LP, Newland., (2016). « Improved system identification using artificial neural networks and analysis of individual differences in responses of an identified neuron ». *Neural Networks*, Volume 75, 56-65. [Doi.org/10.1016/j.neunet.2015.12.002](https://doi.org/10.1016/j.neunet.2015.12.002)
- [93] DD, CHAOUCH., Thèse de doctorat : « Contrôle robuste des systèmes dynamiques non linéaires incertains par des approches de l’intelligence artificielle ». *Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf.*
- [94] J, Branke., J, Mehnen., & O, Mersmann., (2014). « Evolutionary Algorithms ». *Wire Data Mining Knowl Discov.* [Doi:10.1002/widm.1124](https://doi.org/10.1002/widm.1124)

- [95] C, Contreras-Boltona., G, Gatica., C, Rey Barraa., & V, Parada., (2016). « A multi-operator genetic algorithm for the generalized minimum spanning tree problem ». *Expert Systems with Applications* , Volume 50, 1-8. [Doi.org/10.1016/j.eswa.2015.12.014](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.12.014)
- [96] D, Kanan., D, Joshi., & C, Vakaskar., (2011). « Evolutionary Algorithms: Symbiosis of its Paradigms. National Conference on Recent Trends in Engineering & Technology ». 13-14 May. B.V.M. *Engineering College, V.V.Nagar, Gujarat, India.*
- [97] D, Beasley., DR, Bull., & RR, Martin., (1993). « An overview of genetic algorithms: Part 1, fundamentals ». *University Computing* ,56-69.
- [98] L, Randy., S, Haupt., E, Haupt., Livre : « PRACTICAL GENETIC ALGORITHMS ». Second Edition.
- [99] T, Mathew., Cours : « Genetic Algorithm. Department of Civil Engineering,». *Indian Institute of Technology Bombay, Mumbai-400076.*
- [100] KS, Tang., KF, Man., S, Kwong., & Q, He., (1996). « Genetic Algorithms and their Applications ». *IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE.*
- [101] SM, Thede., (2004). « AN INTRODUCTION TO GENETIC ALGORITHMS ». *Journal of Computing Sciences in Colleges.*
- [102] S, Ding., C, Su., J, Yu., (2011). « An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm ». *Artificial intelligence review*, 153–162.  
[Doi 10.1007/s10462-011-9208-z.](https://doi.org/10.1007/s10462-011-9208-z)
- [103] ND, Lagaros., M, Papadrakakis., & G, Kokossalakis., (2002). « Structural optimization using evolutionary algorithms ». *Computers and Structures*, 571–589.
- [104] D, Whitley., S, Rana., J, Dzuber., & EK, Mathias., (1996). « Evaluating evolutionary algorithms ». *Artificial Intelligence* 245-276.
- [105] A, Karray., (2011). Thèse de doctorat : « Contribution à l'ordonnement d'ateliers agroalimentaire utilisant des méthodes d'optimisation hybrides ». *L'Ecole Centrale de Lille et l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis.*
- [106] A, Konak., DW, Coit., & AE, Smith., (2006). « Multi-Objective Optimization Using Genetic Algorithms: A Tutorial ». *Reliability engineering & system safety*, 992–1007.  
[Doi:10.1016/j.ress.2005.11.018](https://doi.org/10.1016/j.ress.2005.11.018)
- [107] F, Cheong., & R, Lai., (2000). « Constraining the optimization of a fuzzy logic controller using an enhanced genetic algorithm ». *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics* , 31–46.

# *Annexes*

# Annexes

## Annexe A :

### Pourquoi la simulation des bâtiments ?

Pourquoi la simulation des bâtiments ? Pour améliorer les performances des systèmes de chauffage et de climatisation, il est important d'étudier comparativement différentes stratégies de commande. Ces études peuvent être réalisées sur des bâtiments réels par le biais de l'expérimentation, ou de manière virtuelle, voire une combinaison des deux approches. Cependant, aujourd'hui, l'analyse des performances de nouveaux contrôleurs est plus généralement menée dans des laboratoires virtuels que par l'intermédiaire d'expérimentations réelles. Ceci est dû à plusieurs raisons, les plus importantes étant mentionnées ci-dessous. – L'écart entre les investissements en temps et en coût est énorme entre les deux options (simulation et expérimentation). – La non-reproductibilité des conditions météorologiques rend difficile la comparaison des différents régulateurs sur le même bâtiment. D'autre part chaque immeuble a ses propres caractéristiques qui le rendent unique. – L'évaluation des performances énergétiques annuelles de certaines installations est très difficile, voire impossible, pour un immeuble 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 de simulation est donnée dans le chapitre 1.

### CSTB

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

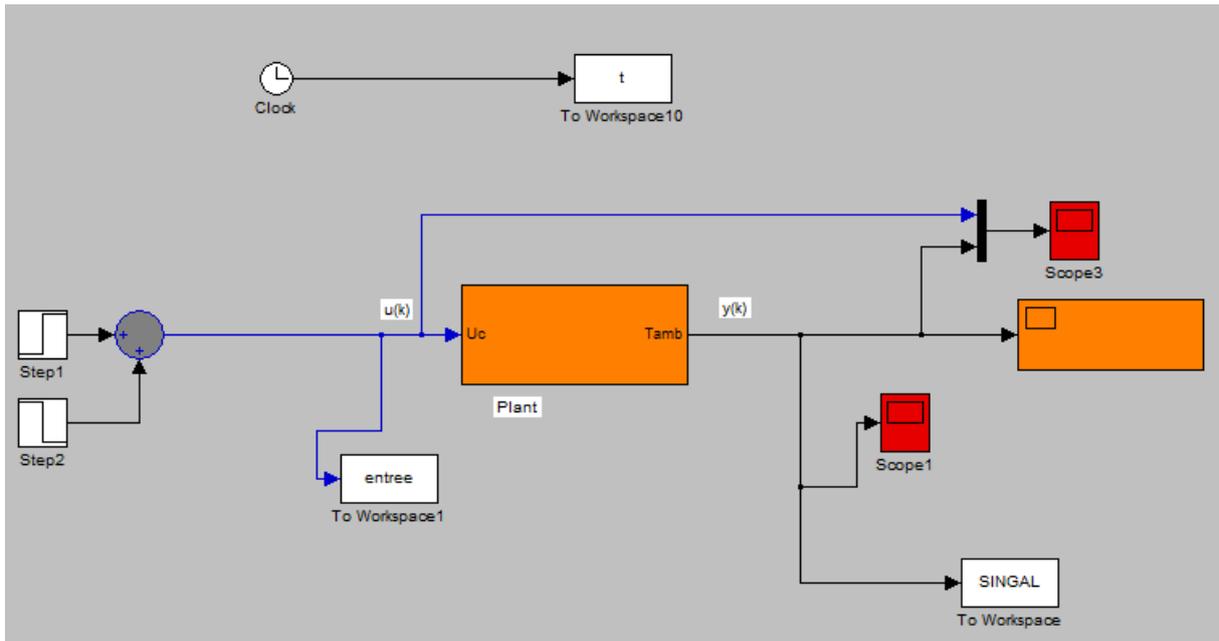
patrimoine bâti et de la réhabilitation, de l'innovation technologique en particulier dans le champ des nouvelles technologies de l'information et de la communication. Son effectif dépasse 750 personnes.

## **La bibliothèque de modèle SIMBAD**

Les résultats de simulation présentés tout au long de ce manuscrit ont été obtenus à l'aide de la bibliothèque de composants de génie climatique SIMBAD Building and HVAC Toolbox. Elle fournit des modèles MATLAB/Simulink des bâtiments et des composants de systèmes thermiques (chauffage et climatisation), pour réaliser des simulations dynamiques des installations de génie climatique. Les principaux modèles de la bibliothèque SIMBAD peuvent être groupés en :

1. Modèles de zones :
  - Modèles mon-zone avec des paramètres prédéfinis ou modèles avec une description détaillée des parois et des fenêtres.
  - Modèles multizone avec description de la configuration des zones et des parois grâce à un fichier XML qui peut être créé en utilisant une interface graphique appelée SimBDI.
2. Eléments de production : pompes à chaleur et différents modèles de chaudières
3. Eléments de distribution hydraulique (pompe, vannes, tuyauteries, ...) et aéraulique (ventilateurs, tuyauteries, ...).
4. Eléments terminaux : ventilo-convecteurs, planchers et plafonds chauffants, radiateurs, convecteurs électriques.
5. Systèmes de régulation typiquement utilisés dans la régulation thermique, de type tout-ou-rien, PID ou PID en cascade, capteurs.
6. Systèmes prédéfinis préassemblés et fonctionnels. En plus de ces groupes de modèles, l'outil de simulation offre également des fichiers météorologiques, des profils d'occupation prédéfinis, un modèle d'éclairage artificiel et des blocs de conversion entre différentes grandeurs physiques.

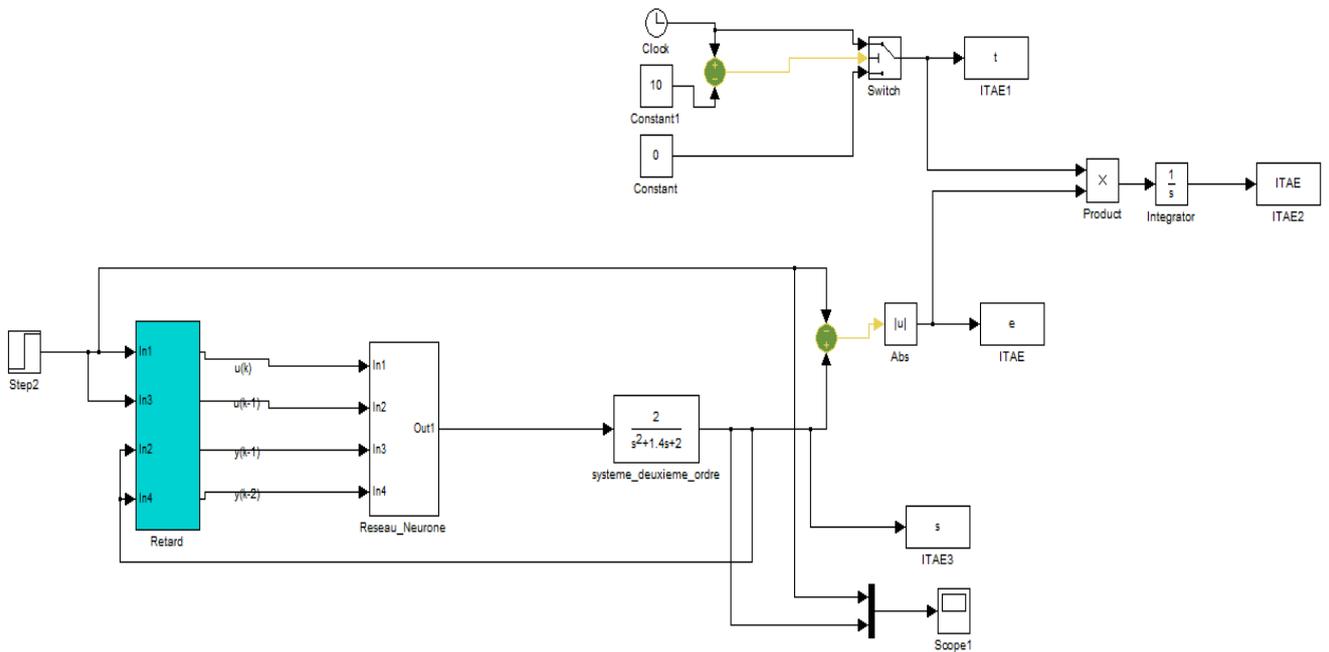
**Simulation en boucle ouverte :**



**Figure A.1** Simulation en boucle ouverte

**Annexe B :**

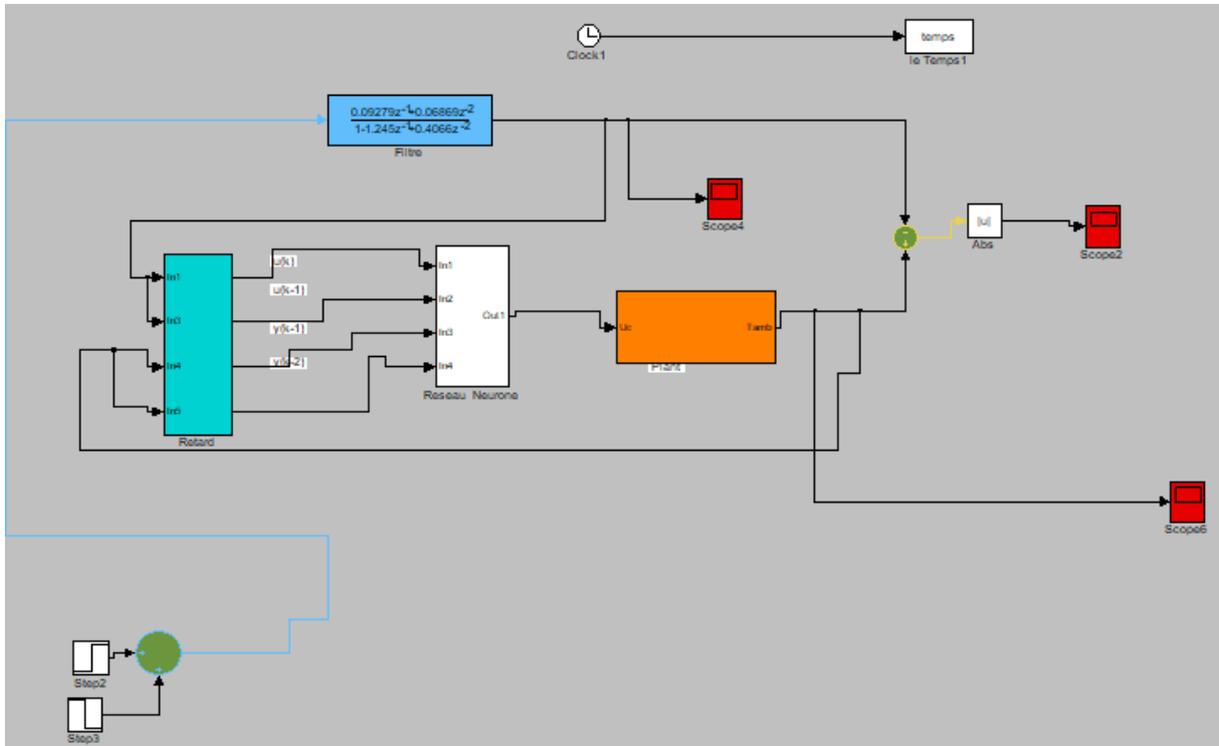
**Calcul d'ITAE :**



**Figure A.2** Calcul d'ITAE

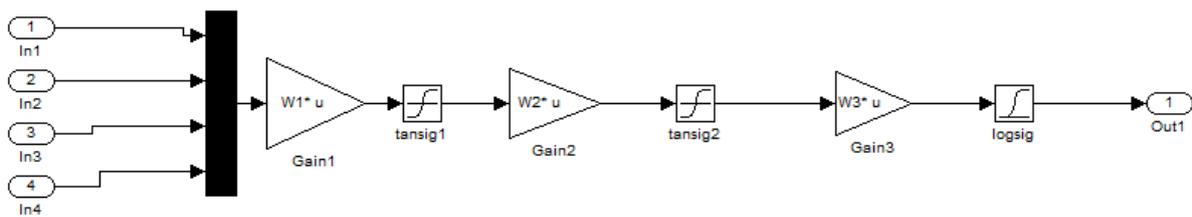
**Annexe C :**

**Simulation en boucle fermée :**



**Figure A.3** Simulation en boucle fermée

**Le contrôleur neuronal MLP :**



**Figure A.4** Le contrôleur MLP

## Résumé

Les systèmes de chauffage deviennent de plus en plus un sujet d'actualité dans le domaine du bâtiment, vu qu'ils représentent l'élément principal pour améliorer le confort thermique des occupants. Ce travail est effectué pour but d'améliorer le confort thermique dans un bâtiment tout en réduisant la consommation d'énergie en utilisant une nouvelle approche de contrôle par réseau de neurones pour la régulation de la température intérieure dans les bâtiments tertiaires basée sur un algorithme génétique.

L'objectif clé de la régulation est de diminuer la consommation d'électricité tout en maintenant un confort thermique optimal aux occupants. L'originalité de cette approche permet au système de chauffage de fonctionner face aux différentes perturbations telles que les profils d'occupation, les appareils électriques, la température intérieure, la température extérieure et les critères météorologiques. Une combinaison des algorithmes génétiques et des réseaux de neurones artificiels est appliquée durant les travaux de recherches de cette thèse afin de bénéficier des avantages de chaque approche pour concevoir un contrôleur rapide et puissant, en particulier lorsque le système manque d'un modèle mathématique et physique étant le cas de notre application qui est un modèle de chauffage d'un bâtiment conçu dans l'espace MATLAB/SIMULINK à base de la boîte à outil SIMBAD (SIMulator of Buildings and Devices). L'efficacité du contrôleur suggéré est montrée d'après les résultats de simulations ainsi en assurant un haut niveau de confort dans le local commercial pendant les heures de travail en utilisant un radiateur électrique de 1000 W.

**Mots-clés :** Réseaux de neurones, chauffage du bâtiment, confort thermique, consommation d'énergie, algorithmes génétiques.

## Abstract

Heating systems are becoming an increasingly important research subject in the building field because, they are the main element used to improve the thermal comfort of the occupants. This work is being done to improve building comfort while also reducing energy consumption by employing a new proposed optimized neural network control approach for indoor temperature regulation in tertiary buildings based on a genetic algorithm.

The key objective of the control is to decrease electricity consumption while maintaining the occupants' optimum thermal comfort. This approach originality may allow it to work against the different disturbances, such as occupancy profiles, heat of electrical devices, indoor temperature, outdoor temperature, and weather information. A combination of genetic algorithms and artificial neural networks is presented to benefit from the advantages of each approach to design a fast and strong controller, especially when there is a lack of a mathematical and physical model of the system. The suggested technique is effectively shown using an example of temperature regulation in a working office, which is done in the Matlab/Simulink environment using the SIMBAD toolbox (SIMulator of Buildings and Devices). As shown in the simulation results, the effectiveness of the proposed controller has been demonstrated using good performance indices as well as the high level of comfort is created in the commercial room during working hours using an electrical radiator of 1000 W.

**Keywords:** Artificial neural network control, building HVAC control, building thermal comfort, energy consumption, genetic algorithms, temperature regulation.

## ملخص

الأنظمة الحرارية أصبحت موضوع متزايد الأهمية للبحث في مجال البناء، وهو العنصر المهم المستخدم لتحسين الراحة الحرارية لشاغلي المكان. اقترحنا في هذا العمل تقنية من أجل تطوير استراتيجية تحكم جديدة لتحقيق نظام جيد لتدفئة ومناقل مع تخفيض الطاقة المستهلكة، هذه الطريقة تركز على التحكم بالشبكات العصبية من أجل ضبط درجة الحرارة الداخلية في البناءات السكنية والمهنية. تقدم هذه الأطروحة من أجل تطوير استراتيجية تحكم خاضعة لإشراف مطبقة على نظام التدفئة للمبنى القادرة على التكيف مع ظروف التشغيل المختلفة من أجل تقليل كمية الطاقة المستهلكة وفي نفس الوقت ضمان الحرارة الجيدة للشاغليين. الفكرة الرئيسية وراء هذا النهج هي السماح لها بالعمل أثناء وجود اضطرابات مختلفة على سبيل المثال، عدد الأشخاص الموجودين في الداخل ومدة العمل المستغرقة، حرارة الأجهزة الإلكترونية والحرارة الداخلية والخارجية والمعلومات حول الأحوال الجوية. تم التركيز في هذا العمل حول دمج التصميمات الوراثية والشبكات العصبية لاستفادة من الخصائص الجيدة لكل منها من أجل تصميم تحكم جيد وسريع، خاصة في حالة غياب نموذج رياضي وفيزيائي.

حسب نتائج البيانات نستنتج أن هذه التقنية المقترحة فعالة وخاصة عند تطبيقها على نظام التدفئة، أثبتت فعليتها سواء من خلال مؤشر الراحة أو مؤشر الاستهلاك عند استخدام التدفئة الكهربائية قدرتها 1000 واط.

**الكلمات المفتاحية:** التحكم بالشبكة العصبية، تحكم حراري في البناءات، مؤشر الراحة الحرارية، الطاقة المستهلكة، التصميمات الوراثية، ضبط الحرارة.