

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



**Mémoire de fin d'étude
Pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : **Sciences et Technologie**
Filière : **Electronique**
Spécialité : **Instrumentation**

Classification des signaux ECG en utilisant les réseaux de neurones

Présenté par :

MESSIOUD Mohammed Lakhdar

Sous la direction de :

Dr. NEMISSI Mohamed

Juillet 2019

Résumé

La classification de l'arythmie cardiaque est une étape importante dans la mise au point des dispositifs de surveillance ambulatoire ou aux unités de soins intensifs. Dans ce travail, nous utilisons un système à deux phases pour la classification des signaux cardiaques : Extraction des caractéristiques et classification. L'extraction de caractéristiques est basée sur la modélisation autorégressive et la classification est effectuée en utilisant les réseaux de neurones. Nous utilisons ce système pour classer les signaux ECG en deux classes, normal ou avec arythmies. Pour évaluer ce système, nous utilisons la base de données « MIT-BIH Arrhythmia », et nous effectuons des tests avec différentes tailles des fenêtres temporelles et différents nombres des coefficients d'auto-régression.

Mots-clés : Arythmie, Réseaux de neurones artificiels, rétro-propagation (RP), base de données d'arythmie MIT-BIH, PMC (perceptron multicouche), auto-régression

Abstract:

The classification of cardiac arrhythmia is an important step in the development of ambulatory monitoring devices or intensive care units. In this work, we use a two-phase system for the classification of cardiac signals: Extraction of characteristics and classification. Feature extraction is based on autoregressive modeling and classification is performed using neural networks. We use this system to classify ECG signals into two classes, normal or with arrhythmias. To evaluate this system, we use the database "MIT-BIH Arrhythmia", and we perform tests with different sizes of time windows and different numbers of coefficients of self-regression.

Keywords: Arrhythmia, Artificial neural networks, Back-propagation (BP), MIT-BIH arrhythmia database, MLP (multi-layer perceptron), auto-regression

ملخص:

يعتبر تصنيف عدم انتظام ضربات القلب خطوة مهمة في تطوير أجهزة المراقبة المتنقلة أو وحدات العناية المركزة. في هذا العمل ، نستخدم نظامًا من مرحلتين لتصنيف إشارات القلب: استخراج الخصائص والتصنيف. يعتمد استخراج الخصائص على وضع نماذج الانحدار التلقائي ، ويتم إجراء التصنيف باستخدام الشبكات العصبية. نحن نستخدم هذا النظام لتصنيف إشارات تخطيط القلب إلى فئتين ، طبيعية أو مع عدم انتظام ضربات القلب. لتقييم هذا النظام ، نستخدم قاعدة البيانات " MIT-BIH عدم انتظام ضربات القلب " ، ونجري اختبارات بأحجام مختلفة من النوافذ الزمنية وأعداد مختلفة من معاملات الانحدار التلقائي.

كلمات البحث: عدم انتظام ضربات القلب ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، الانتشار الخلفي ، قاعدة بيانات

MIT-BIH عدم انتظام ضربات القلب ، متعدد الإدراك الحسي ، التقريب التلقائي

Remercient

Je remercie d'abord DIEU de m'avoir permis de terminer ce travail dans les meilleures conditions et qui a éclairé mon chemin et m'a doué de la connaissance.

Je remercie mon promoteur Dr .NEMISSI qui m'a toujours soutenu par son aide et ses précieux conseils. J'exprime mon remerciement à tous les enseignants de Faculté des sciences de l'ingénieur qui m'ont suivis durant mon cursus universitaire et qui ont su me transmettre leurs savoirs faire.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué à l'élaboration de ce travail de près ou de loin et qui méritent d'y trouver leurs noms.

Dédicace

Je dédie ce travail,

À mes très chers parents et mes frères, qui

m'ont permis de

devenir ce que je suis aujourd'hui.

À ma famille,

À mes amis , Marwan , Rahma , rahim,

, et Badr eddine

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1. Schéma fonctionnel du système nerveux.....	6
Figure I.2. Modèle d'un neurone artificiel.....	6
Figure I.3. Fonction seuil	8
Figure I.4. Fonction sigmoïde avec différentes valeurs de a.....	8
Figure I.5. Un réseau non bouclé avec une seule couche de neurones.....	9
Figure I.6. Un réseau non bouclé avec une seule couche cachée	10
Figure I.7. Un réseau non bouclé avec une seule couche cachée	10
Figure I.8. Schéma fonctionnel de l'apprentissage avec un enseignant	11
Figure I.9. Schéma fonctionnel de l'apprentissage par renforcement, le système d'apprentissage et l'environnement se trouvent tous deux à l'intérieur de la boucle de rétroaction.....	12
Figure I.10. Schéma fonctionnel de l'apprentissage non supervisé.....	13
Figure I.11. Système de reconnaissance des formes basé sur deux réseaux de neurones	14
Figure I.12. Schéma fonctionnel d'un exemple d'identification des systèmes.....	15
Figure I.13. Schéma fonctionnel d'un exemple de modélisation par modèle inverse : Le réseau de neurones utilisé comme modèle inverse.....	15
Figure I.14. Schéma fonctionnel d'un système de contrôle à rétroaction	16

Chapitre II

Figure II.1. Schéma du Cœur et circulation sanguine	21
Figure II.2. L'activité électrique du cœur	22
Figure II.3. Ondes du signal ECG	22
Figure II.4. Les ondes et les intervalles dans un ECG.	23
Figure II.5. Dérivations bipolaires	25
Figure II.6. Dérivations unipolaire	26

Figure II.7. Dérivations thoraciques	26
Figure II.8. Schéma simplifié d'un système d'acquisition ECG.....	27
Figure II.9. Ampli-op à retour négatif non inverseur	30
Figure II.10. Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme	31

Chapitre III

Figure III.1. Un MLP, avec une seule couche cachée, contenant N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie	36
Figure III.2. Organigramme de rétro-propagation.....	40
Figure III.3. Présentation des données	42
Figure III.4. Neurone simple (2D)	42
Figure III.5. L'évolution de l'erreur par trois différentes valeurs	43
Figure III.6. Classification avec MLP	45

Liste des tableaux

Chapitre III

Tableau III.1 les données de la représentation.....41

Tableau III.2 les résultats de la classification de la base de donné.....47

Table des matières

<i>Introduction générale</i>	<i>1</i>
------------------------------------	----------

Chapitre I : Introduction au réseau de neurones

I.1.Introduction.....	3
I.2.Avantage des réseaux de neurones	3
I.2.1.Non-linéarité	4
I.2.2.Mappage entrée-sortie	4
I.2.3.Adaptivité	4
I.2.4.Réponse souple	4
I.2.5.Informations contextuelles	4
I.2.6.Applicabilité avec VLSI	5
I.2.7.Uniformité de conception	5
I.2.8.Analogie neurobiologique	5
I.3.Le cerveau humain	5
I.4.Le neurone formel	6
I.4.1.Architecture	6
I.4.2.Types de fonction d'activation	7
I.4.2.a.Fonction de seuil	7
I.4.2.b.Fonction sigmoïde	8
I.5.Architecture de réseau	8
I.5.1.Réseaux monocouches non bouclés	9
I.5.2.Réseaux multicouches non bouclés	9
I.5.3.Réseaux récurrents	10
I.6.Processus d'apprentissage	11
I.6.1.Apprentissage avec un enseignant	11
I.6.2.Apprendre sans enseignant	11
I.6.2.a.Apprentissage par renforcement	12
I.6.2.b.Apprentissage non supervisé	12
I.7.Domaines d'application des réseaux de neurones	13
I.7.1.La reconnaissance des formes	13
I.7.2.Approximation des fonctions	14

I.7.2.a. Identification des systèmes	14
I.7.2.b. Modélisation inverse	15
I.7.3. Contrôle	16
I.7.3.a. Apprentissage indirect	16
I.7.3.b. Apprentissage direct	17
I.8. Conclusion	17

Chapitre II : Généralité sur l'ECG

II.1. Introduction	19
II.2. Système cardiovasculaire	19
II.2.1. Anatomie du cœur humain	19
II.2.2. La circulation sanguine	20
II.2.3. Activation électrique du cœur	21
II.3. L'Electrocardiographie	22
II.3.1. Le signal électrocardiogramme (ECG)	22
II.3.2. Les ondes du signal ECG	22
II.4. Technique d'électrocardiographie	24
II.4.1. Définition	24
II.4.2. Principe	24
II.4.3. Dérivations électro-cardiographiques	24
II.4.3.a. Les dérivations périphériques	25
II.4.3.b. Les dérivations précordiales	26
II.5. Acquisition de l'ECG	27
II.5.1. Isolement et protection	27
II.5.2. Réduction du bruit primaire	28
II.5.3. Augmentation de l'impédance d'entrée (amplificateur séparateur ou tampon)	28
II.5.4. Pré-amplification et Isolement	28
II.5.5. Filtrage passe-haut	28
II.5.6. Amplification secondaire	29
II.5.7. Filtrage passe-bas et sur-échantillonnage	30
II.6. Bruit et artefacts dans l'ECG	30
II.7. Les arythmies cardiaques	32
II.7.1. Rythmes cardiaques rapides	32
II.7.1.a. Tachycardie supraventriculaire (TSV)	32

II.7.1.b.Tachycardie auriculaire (incluant flutter ou fibrillation)	32
II.7.1.c.Tachycardie ventriculaire	32
II.7.2.Rythmes cardiaques lents	33
II.7.2.a.Dysfonctionnement du nœud sinusal	33
II.7.2.b.Bloc auriculo-ventriculaire complet (bloc cardiaque complet)	33
II.8Conclusion	33

Chapitre III : Classification de signaux ECG avec le PMC

III.1Introduction	35
III.2.Classification par le PMC	35
III.2.1.Architecture	35
III.2.2.Apprentissage du MLP par la retro-propagation (RP)	36
III.2.3.Exemple de classification	41
III.3.Classification des signaux ECG avec modèle autorégressif et un PMC	43
III.3.1.Extraction de caractéristiques à l'aide de coefficients autorégressifs	43
III.3.2.Processus de la méthode utilisée	45
III.4.Résultats de classification sur la base des arythmies MIT-BIH	46
III.4.1.Description de la base de données	46
III.4.2.Résultats obtenus	46
III.5Conclusion	48
<i>Conclusion générale.....</i>	50

Introduction générale

Introduction générale

Le domaine de l'intelligence artificielle a connu une croissance très rapide au cours de la dernière décennie et a été utilisé pour automatiser et faciliter de nombreux aspects de la vie. Dans ce mémoire, nous discutons de l'une des méthodes d'intelligence artificielle les plus utilisées, à savoir les réseaux de neurones artificiels. Et nous étudions en détail la possibilité d'utiliser ses avantages pour détecter les arythmies dans l'enregistrement électrocardiogramme (ECG).

Plus précisément, nous utilisons un système à deux phases pour la classification des signaux cardiaques : Extraction des caractéristiques et classification. Dans cette étude, les signaux ECG sont modélisés à l'aide d'une analyse Autorégressives, et les coefficients du modèle sont utilisés en tant que caractéristiques. L'avantage de la modélisation AR est sa simplicité et il convient à la classification en temps réel aux unités de soins intensifs ou à la surveillance ambulatoire. D'autre part, de nombreux classificateurs ont été utilisés pour le diagnostic ECG. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont parmi les modèles les plus populaires et les plus largement utilisés. Dans ce travail nous utilisons le perceptron multicouche dans l'étape de classification. Nous utilisons ce système pour classer les signaux ECG en deux classes, normal ou avec arythmies.

Dans le premier chapitre, nous commençons par présenter les réseaux de neurones, en les comparant aux neurones biologiques. Ensuite, nous donnons les bases mathématiques et des généralités sur le fonctionnement des réseaux de neurones artificiels.

Le deuxième chapitre explique l'anatomie du cœur humain et son fonctionnement. Nous expliquons brièvement l'ECG et la structure de ses ondes. Nous abordons également, dans ce chapitre, les méthodes d'acquisition du signal lui-même et la manière dont il est traité et filtré, en passant par la chaîne d'instrumentation qui permet de l'acquérir.

Dans le troisième chapitre, nous introduisons l'architecture la plus utilisée des réseaux de neurones, appelée PMC (Perceptron multicouches), que nous utilisons dans notre système. Plus loin dans ce chapitre, la méthode d'auto régression est décrite, qui sera utilisée pour extraire les caractéristiques des données que nous utilisons pour l'apprentissage du réseau. En fin, une présentation des résultats sera donnée dans ce chapitre.

Chapitre I

*Introduction au réseau de
neurones*

I.1. Introduction

Les travaux sur les réseaux de neurones artificiels, communément appelés « Réseaux de neurones », ont été motivés dès le début par le fait que le cerveau humain calcule d'une manière totalement différente de l'ordinateur numérique classique. Le cerveau est un ordinateur extrêmement complexe, non linéaire et parallèle (système de traitement de l'information). Il est capable d'organiser ses constituants structurels, appelés neurones, de manière à effectuer certains calculs (par exemple, la reconnaissance de formes, la perception et le contrôle moteur) beaucoup plus rapidement que le calculateur numérique le plus rapide existant à ce jour. Considérer, par exemple, la vision humaine, qui est une tâche de traitement de l'information. Le système visuel a pour fonction de fournir une représentation de l'environnement qui nous entoure et, plus important encore, de fournir les informations dont nous avons besoin pour interagir avec l'environnement. Pour être plus précis, le cerveau accomplit régulièrement des tâches de reconnaissance perceptuelle (par exemple, reconnaître un visage familier intégré dans une scène inconnue) en environ 100 à 200 ms, alors que des tâches beaucoup moins complexes prennent beaucoup plus de temps sur un ordinateur puissant.

Pour un autre exemple, considérons le sonar d'une chauve-souris. Sonar est un système d'écholocation actif. En plus de fournir des informations sur la distance séparant une cible (par exemple un insecte volant), le sonar à chauve-souris transmet des informations sur la vitesse relative de la cible, la taille de la cible, la taille des diverses caractéristiques de la cible et l'azimut et l'élévation de la cible. Les calculs neuronaux complexes nécessaires pour extraire toutes ces informations de l'écho de la cible se produisent dans un cerveau de la taille d'une prune. En effet, une chauve-souris en écorchage peut poursuivre et capturer sa cible avec une facilité et un taux de réussite qui feraient l'envie d'un ingénieur radar ou sonar.

I.2. Avantage des réseaux de neurones :

Il est évident qu'un réseau de neurones tire sa puissance de calcul grâce, premièrement, à sa structure distribuée extrêmement parallèle et, deuxièmement, à son aptitude à apprendre et donc à généraliser. La généralisation fait référence à la production par le réseau de neurones de sorties raisonnables pour les entrées non rencontrées pendant l'apprentissage.

Ces deux capacités de traitement de l'information permettent aux réseaux de neurones de trouver de bonnes solutions approximatives à des problèmes complexes (à grande échelle) difficiles à résoudre.

Les réseaux de neurones offrent les propriétés et capacités utiles suivantes [1] :

I.2.1. Non-linéarité :

Un neurone artificiel peut être linéaire ou non linéaire. Un réseau de neurones, constitué d'une interconnexion de neurones non linéaires, est lui-même non linéaire. De plus, la non-linéarité est d'un type particulier en ce sens qu'elle est distribuée dans tout le réseau.

I.2.2. Mappage entrée-sortie :

Un paradigme d'apprentissage populaire, appelé apprentissage avec un enseignant, ou apprentissage supervisé, implique la modification des poids synaptiques d'un réseau de neurones en appliquant un ensemble d'exemples d'apprentissage étiquetés. Chaque exemple consiste en une donnée d'entrée unique et une réponse souhaitée (cible) correspondante. Un exemple choisi au hasard dans l'ensemble est présenté au réseau et les poids synaptiques (paramètres libres) du réseau sont modifiées pour minimiser la différence entre les valeurs de la réponse souhaitée et la réponse réelle du réseau produite par réseau.

I.2.3. Adaptivité :

Les réseaux de neurones ont la capacité d'adapter leurs poids synaptiques en fonction des changements de l'environnement. En particulier, un réseau de neurones formé pour fonctionner dans un environnement spécifique peut être facilement rétabli pour faire face à des changements de conditions environnementales de fonctionnement.

I.2.4. Réponse souple :

Dans le contexte de la reconnaissance des formes, un réseau de neurones peut être conçu pour fournir des informations non seulement sur l'exemple à classer, mais également sur le degré de la décision prise. Ces dernières informations peuvent être utilisées pour rejeter les modèles ambigus, et ainsi améliorer les performances de classification du réseau.

I.2.5. Informations contextuelles :

Dans un réseau de neurones, les connaissances sont représentées par l'état d'activation des neurones. Chaque neurone du réseau est potentiellement affecté par l'activité globale de tous les autres neurones du réseau. Par conséquent, les informations contextuelles peuvent être traitées facilement par un réseau de neurones.

I.2.6. Applicabilité avec VLSI :

La nature extrêmement parallèle d'un réseau de neurones le rend potentiellement rapide pour le calcul de certaines tâches. Cette même caractéristique rend un réseau de neurones bien adapté à la mise en œuvre à l'aide de la technologie d'intégration à très grande échelle (VLSI, Very-Large-Scale Integration).

I.2.7. Uniformité de conception :

Dans les réseaux de neurones, la même notation est utilisée dans tous les domaines impliquant leur application. Cette caractéristique permet de partager des théories et des algorithmes d'apprentissage dans différentes applications des réseaux de neurones. De plus, les réseaux modulaires peuvent être construits grâce à une intégration de modules similaires.

I.2.8. Analogie neurobiologique

La conception d'un réseau de neurones est motivée par une analogie avec le cerveau, preuve vivante que le traitement parallèle tolérant aux défauts est non seulement physiquement possible, mais également rapide et puissant. Les neurobiologistes considèrent les réseaux de neurones (artificiels) comme un outil de recherche pour l'interprétation de phénomènes neurobiologiques. D'autre part, les ingénieurs se tournent vers la neurobiologie pour trouver de nouvelles idées permettant de résoudre des problèmes plus complexes que ceux basés sur des techniques de conception conventionnelles câblées.

I.3. Le cerveau humain :

Le système nerveux humain peut être considéré comme un système en trois sections, comme illustré dans le schéma de principe de la Figure I.1, Au centre du système se trouve le cerveau, représenté par le système neural (réseau nerveux), qui reçoit en permanence des informations, les perçoit et prend les décisions appropriées. Deux séries de flèches sont représentées sur la figure. Ceux qui pointent de gauche à droite indiquent la transmission en avant de signaux porteurs d'informations à travers le système. Les flèches pointant de droite à gauche (en rouge) indiquent la présence de retour d'informations dans le système. Les récepteurs convertissent le stimulus provenant du corps humain ou de l'environnement extérieur en impulsions électriques qui transmettent des informations au réseau neural (cerveau). Les effecteurs convertissent les impulsions électriques générées par le réseau neuronal en réponses perceptibles en tant que sorties du système. [1]

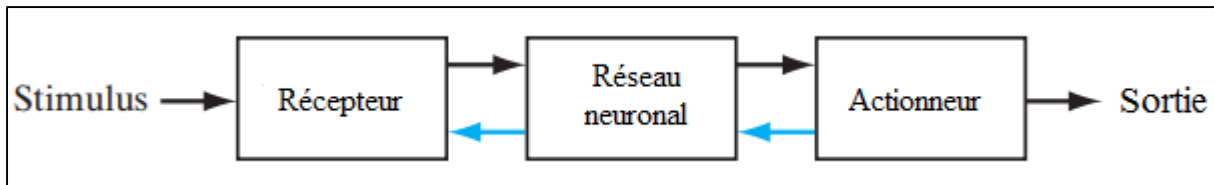


Figure I.1 : Schéma fonctionnel du système nerveux.

I.4. Le neurone formel :

I.4.1. Architecture :

Un neurone est une unité de traitement de l'information qui est fondamentale pour le fonctionnement d'un réseau de neurones. Le schéma de principe de la figure I.2 montre le modèle d'un neurone. Les trois éléments de base du modèle neuronal sont les suivants [2] :

- Un ensemble de synapses, ou liaisons de connexion, chacune caractérisée par un poids ou une force qui lui est propre. Spécifiquement, un signal x_j à l'entrée de la synapse j connectée au neurone k est multiplié par le poids synaptique w_{kj} . Il est important de noter la manière dont les indices du poids synaptique w_{kj} sont écrits. Le premier indice dans w_{kj} fait référence au neurone en question et le deuxième indice à l'extrémité d'entrée de la synapse à laquelle le poids fait référence.
- Un additionneur pour sommer les signaux d'entrée, pondéré par les forces synaptiques respectives du neurone ; les opérations décrites ici constituent des combinaisons linéaires.
- Fonction d'activation permettant de limiter l'amplitude de la sortie d'un neurone. La fonction d'activation est également appelée fonction de limitation en ce sens qu'elle réduit la plage d'amplitude admissible du signal de sortie à une valeur finie.

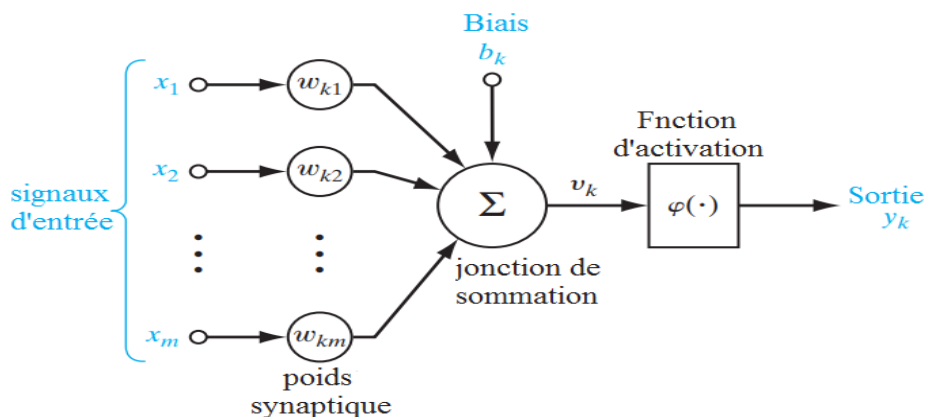


Figure I.2 : Modèle d'un neurone artificiel

Généralement, la plage d'amplitude normalisée de la sortie d'un neurone est écrite sous la forme d'un intervalle d'unité fermée $[0,1]$ ou, alternativement, de $[-1,1]$. Mathématiquement nous pouvons décrire le neurone de la figure I.2 par les deux équations suivantes :

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (\text{I.1})$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (\text{I.2})$$

Où $x_1, x_2 \dots \dots x_m$ est les entrées du signal, $w_{k1}, w_{k2} \dots \dots w_{km}$ sont les poids synaptiques respectifs du neurone k, u_k est la sortie du combinateur linéaire due aux signaux d'entrée, b_k est le biais, $\varphi(*)$ Est la fonction d'activation, et y_k est le signal de sortie du neurone.

I.4.2. Types de fonction d'activation :

La fonction d'activation, notée (φ), définit la sortie d'un neurone en termes de champ local induit v . Dans ce qui suit, nous identifions deux types communément utilisées de fonctions d'activation [3].

I.4.2.a. Fonction de seuil :

Pour ce type de fonction d'activation, nous avons :

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & v \geq 0 \\ 0, & v < 0 \end{cases} \quad (\text{I.3})$$

En ingénierie, cette forme de fonction de seuil est communément appelée fonction de Heaviside. De manière correspondante, la sortie du neurone k employant une telle fonction de seuil est exprimée par :

$$y_k = \begin{cases} 1, & v_k \geq 0 \\ 0, & v_k < 0 \end{cases} \quad (\text{I.4})$$

Avec :

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k \quad (\text{I.5})$$

I.4.2.b. Fonction sigmoïde :

La fonction sigmoïde, dont la courbe est en forme de « S », est de loin le type le plus utilisé des fonctions d'activation dans la conception des réseaux de neurones. Elle est définie comme une fonction strictement croissante qui présente un équilibre harmonieux entre le comportement linéaire et non linéaire. La fonction sigmoïde est donnée par :

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (\text{I.6})$$

Où a est le paramètre de pente de la fonction sigmoïde. En faisant varier le paramètre a , nous obtenons des fonctions sigmoïdes de différentes pentes, comme illustré à la Figure I.3

Alors que la fonction seuil prend la valeur 0 ou 1, la fonction sigmoïde assume une plage continue de valeurs de 0 à 1. D'autre part, la fonction sigmoïde est différentiable, alors que la fonction de seuil ne l'est pas. La différenciation est une caractéristique importante de la théorie des réseaux de neurones.

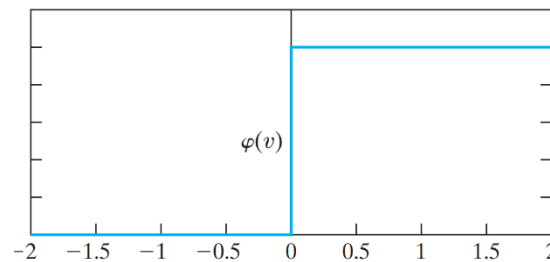


Figure : I.3 Fonction seuil.

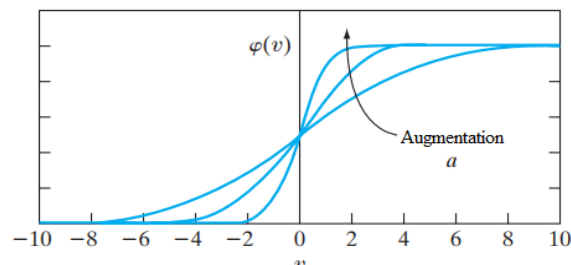


Figure 1.4 : Fonction sigmoïde avec différentes valeurs de a .

I.5. Architecture de réseau :

En général, nous pouvons identifier trois classes fondamentalement d'architectures des réseaux de neurones [2] :

I.5.1. Réseaux monocouches non bouclés :

Dans un réseau de neurones non bouclés, ou à propagation avant (FFNN, Feed Forward Neural Network), les neurones sont organisés sous forme de couches. Dans la forme la plus simple d'un réseau en couches, nous avons une couche d'entrée de nœuds sources qui se projette directement sur une couche de sortie de neurones (nœuds de calcul), mais pas l'inverse. En d'autres termes, ce réseau est strictement de type propagation avant. La figure I.5 illustre un exemple de quatre nœuds dans les couches d'entrée et de sortie. Un tel réseau est appelé réseau à couche unique, avec la désignation "couche unique" faisant référence à la couche de sortie des nœuds de calcul (neurones). Nous ne comptons pas la couche d'entrée des nœuds source car aucun calcul n'y est effectué.

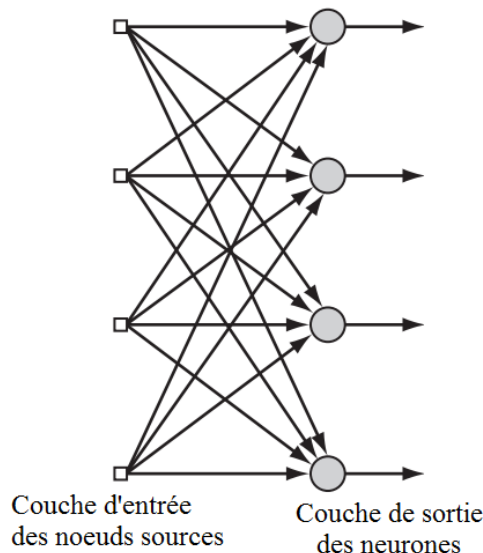


Figure I.5 : Un réseau non bouclé avec une seule couche de neurones.

I.5.2. Réseaux multicouches non bouclés :

La deuxième classe des réseaux de neurones non bouclés se distingue par la présence d'une ou de plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul sont appelés par conséquent neurones cachés ou unités cachées. Le terme "caché" fait référence au fait que cette partie du réseau de neurones n'est pas vue directement de l'entrée ou de la sortie du réseau.

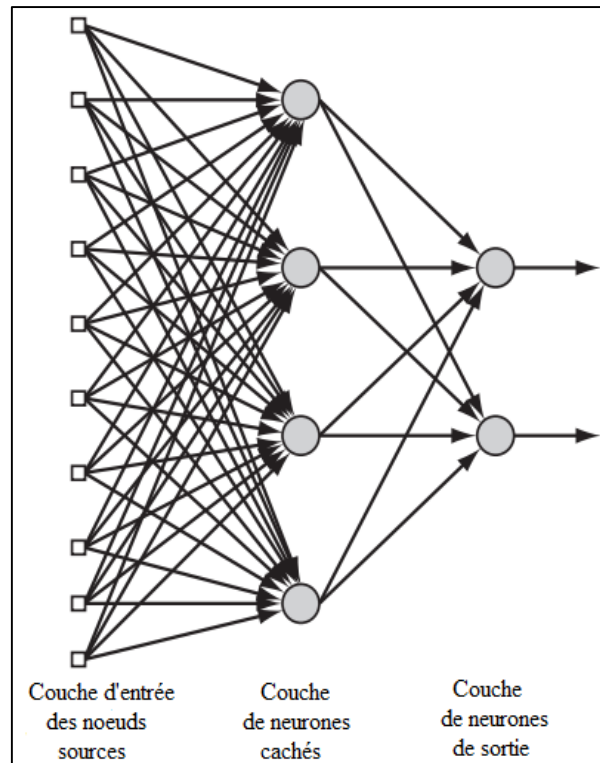


Figure I.6 : Un réseau non bouclé avec une couche cachée et une couche de sortie.

I.5.3. Réseaux récurrents :

Un réseau de neurones récurrent se distingue d'un réseau de neurones non bouclé en ce qu'il comporte au moins une boucle de rétroaction. Par exemple, un réseau récurrent peut être une couche de neurones, chaque neurone renvoyant son signal de sortie vers tous les autres neurones

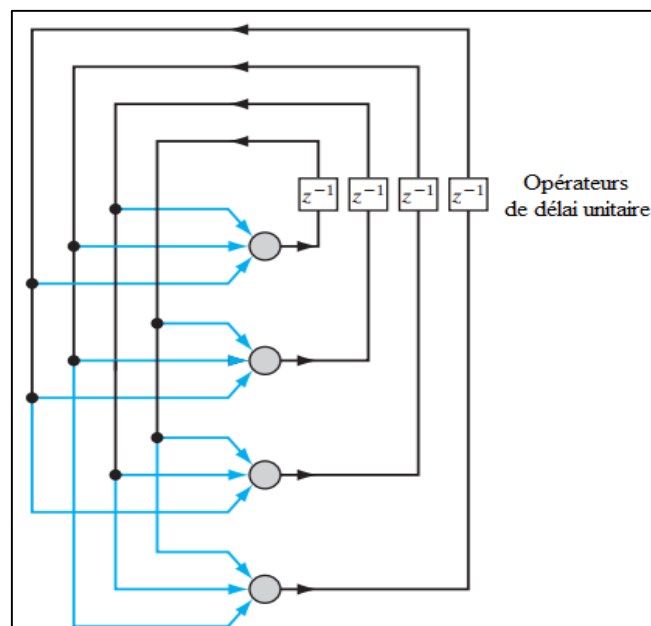


Figure I.7 : Réseau récurrent sans boucles d'auto-feedback ni neurones cachés.

I.6. Processus d'apprentissage :

Tout comme il existe différentes façons dont nous apprenons nous-mêmes de notre propre environnement, il en va de même pour les réseaux de neurones. Dans un sens large, nous pouvons classer les processus d'apprentissage des réseaux de neurones en deux grandes familles: « apprentissage avec un enseignant » et « apprentissage sans enseignant ». De la même manière, cette dernière forme d'apprentissage peut être sous-catégorisée en apprentissage non supervisé et apprentissage par renforcement. Ces différentes formes d'apprentissage appliquées aux réseaux de neurones sont analogues à celles de l'apprentissage humain [1].

I.6.1. Apprentissage avec un enseignant :

L'apprentissage avec un enseignant est également appelé apprentissage supervisé [2][3]. La figure 1.8 montre un schéma fonctionnel illustrant cette forme d'apprentissage. En termes conceptuels, nous pouvons penser que l'enseignant a une connaissance de l'environnement, cette connaissance étant représentée par un ensemble d'exemples entrée / sortie.

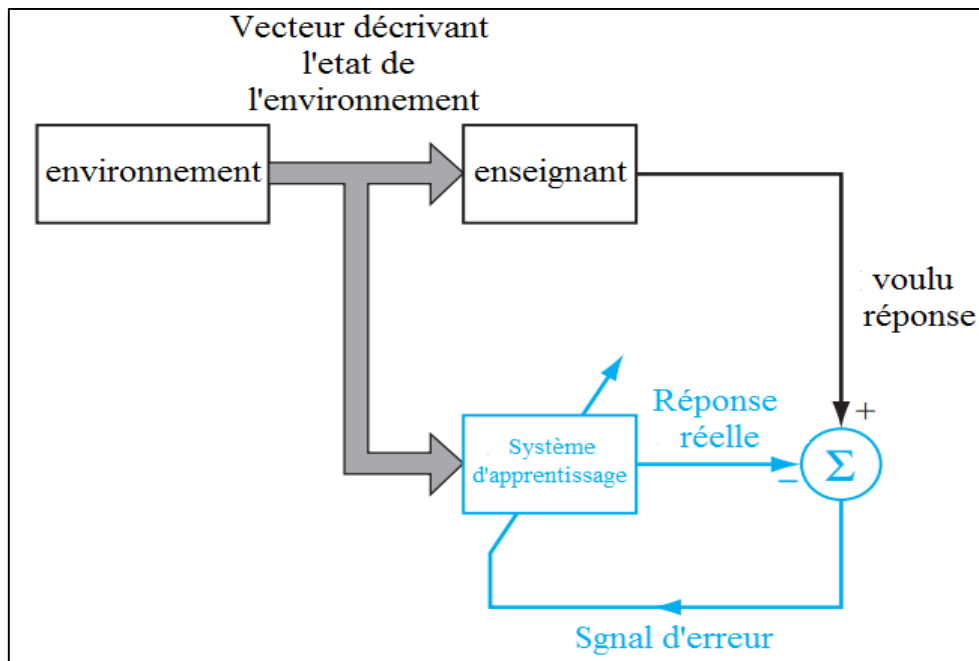


Figure 1.8 : schéma fonctionnel de l'apprentissage avec un enseignant

I.6.2. Apprendre sans enseignant :

Dans l'apprentissage supervisé, le processus d'apprentissage se déroule sous la tutelle d'un enseignant. Cependant, dans le paradigme appelé apprendre sans enseignant, comme son nom l'indique, il n'y a pas d'enseignant pour superviser le processus d'apprentissage.

En d'autres termes, il n'y a pas d'exemples étiquetés de la fonction à apprendre par le réseau. Dans ce deuxième paradigme, deux sous-catégories sont identifiées :

1.6.2.a. Apprentissage par renforcement :

Dans l'apprentissage par renforcement, l'apprentissage d'un mappage entrée-sortie est effectué par le biais d'une interaction continue avec l'environnement afin de minimiser un indice de performance. La figure I.9 montre le schéma synoptique d'une forme de système d'apprentissage par renforcement construit autour d'une critique qui convertit un signal de renforcement principal reçu de l'environnement en un signal de renforcement de qualité supérieure, appelé signal de renforcement heuristique.

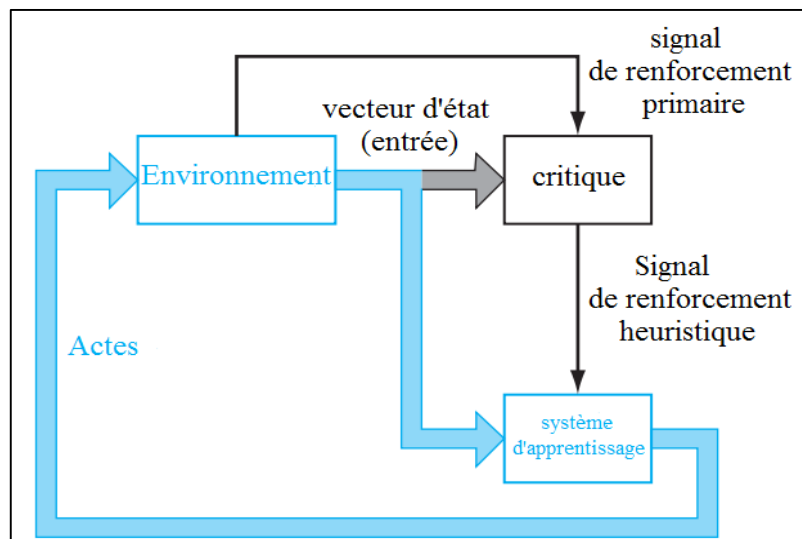


Figure I.9 : Schéma fonctionnel de l'apprentissage par renforcement ; le système d'apprentissage et l'environnement se trouvent tous deux à l'intérieur de la boucle de rétroaction.

1.6.2.b. Apprentissage non supervisé :

Dans l'apprentissage non supervisé ou auto-organisé, il n'y a pas d'enseignant ou de critique externe pour superviser le processus d'apprentissage, comme indiqué dans la figure I.10. Les paramètres libres du réseau sont optimisés par rapport à une mesure indépendante de qualité. Une fois que le réseau est formé sur les régularités statistiques des données d'entrée, le réseau développe la capacité de former des représentations internes pour coder les caractéristiques de l'entrée et ainsi créer automatiquement de nouvelles classes.

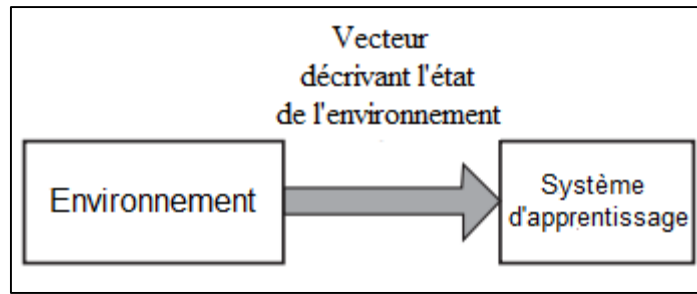


Figure I.10 : Schéma fonctionnel de l'apprentissage non supervisé.

I.7. Domaines d'application des réseaux de neurones :

Dans la section précédente, nous avons abordé différents paradigmes d'apprentissage. Dans cette section, nous décrivons quelques tâches d'apprentissage de base. Le choix d'une règle d'apprentissage particulière est influencé par la tâche d'apprentissage, dont la nature diverse témoigne de l'universalité des réseaux de neurones [1][4].

I.7.1. La reconnaissance des formes :

Les humains sont bons pour la reconnaissance des formes. Nous recevons des données du monde qui nous entoure via nos sens et sommes capables de reconnaître la source des données. Nous sommes souvent en mesure de le faire presque immédiatement et pratiquement sans effort. Par exemple, nous pouvons reconnaître le visage familier d'une personne même s'il a vieilli depuis notre dernière rencontre, identifier une personne familière par sa voix au téléphone malgré un mauvais contact et distinguer un œuf à la coque qui est bon d'un mauvais en le sentant.

Les humains reconnaissent les formes à travers un processus d'apprentissage; il en va de même avec les réseaux de neurones. La reconnaissance des formes est formellement définie comme le processus par lequel un modèle / signal reçu est affecté à l'une d'un nombre fini de classes. Un réseau de neurones effectue la reconnaissance des formes en subissant d'abord une session d'apprentissage au cours de laquelle, on présente au réseau, à plusieurs reprises, un ensemble d'exemples d'entrée avec leurs classes. Plus tard, on présente au réseau un nouvel exemple qui n'a jamais été vu auparavant, mais qui appartient à la même population des exemples utilisés pour l'apprentissage. Le réseau est capable d'identifier la classe de cet exemple particulier en raison des informations extraites des données d'apprentissage.

Généralement, dans les systèmes de reconnaissance des formes, les réseaux de neurones peuvent prendre l'une des deux formes suivantes : soit pour l'extraction des caractéristiques (avec apprentissage non supervisé) soit pour la classification (avec apprentissage supervisé). La figure I.11 illustre un exemple de système de reconnaissance des formes qui comporte deux parties, un réseau non supervisé pour l'extraction de caractéristiques et un réseau supervisé pour la classification.

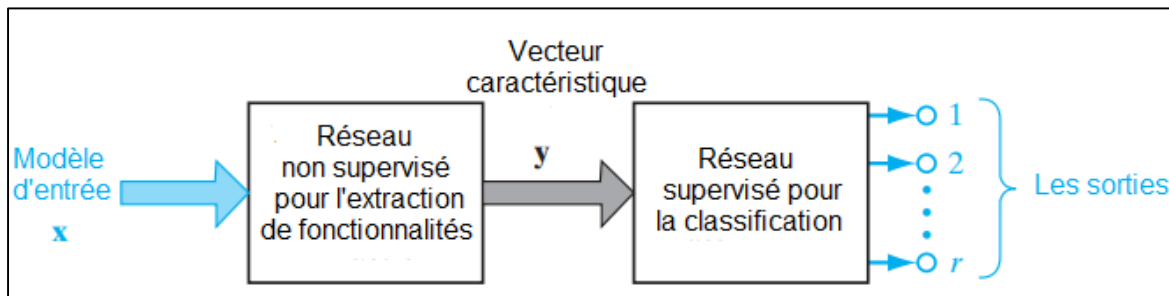


Figure I.11 : Système de reconnaissance des formes basé sur deux réseaux de neurones.

I.7.2. Approximation des fonctions :

La première tâche d'apprentissage est celle de l'approximation des fonctions. Considérons un mappage entrée / sortie non linéaire décrit par les relations fonctionnelles.

$$d = f(x) \quad (\text{I.8})$$

Pour pallier le manque de connaissances sur la fonction $f(\cdot)$, on nous donne l'ensemble des exemples étiquetés :

$$\mathcal{J} = \{(x_i, d_i)\}_{i=1}^N \quad (\text{I.9})$$

La capacité d'un réseau de neurones à se rapprocher d'un mappage d'entrée / sortie inconnu peut être exploitée de deux manières importantes :

I.7.2.a. Identification des systèmes :

Supposons que le vecteur y_i représente la sortie réelle du réseau de neurones produite en réponse à un vecteur d'entrée x_i . La différence entre d_i (associé à x_i) et la sortie du réseau y_i fournit le vecteur de signal d'erreur e_i , comme illustré à la figure I.12. Le signal d'erreur est à son tour, utilisé pour ajuster les paramètres libres du réseau afin de minimiser la différence au carré entre les sorties du système inconnu et du réseau neuronal au sens statistique, et est calculé sur l'ensemble de l'échantillon d'apprentissage.

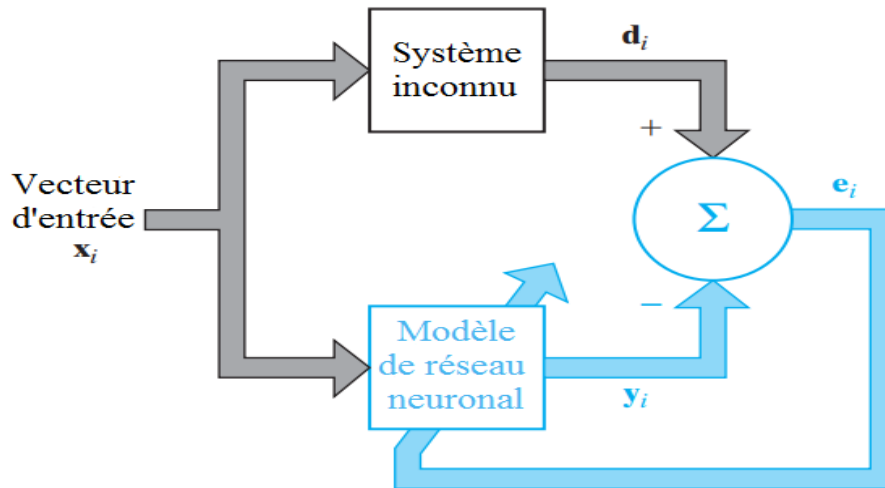


Figure I.12 : Schéma fonctionnel d'un exemple d'identification des systèmes.

I.7.2.b. Modélisation inverse:

Supposons maintenant que nous recevions un système MIMO (Multi entrés Multi sorties) sans mémoire connu dont la relation entrée-sortie est décrite par Eq. (I.8). Dans ce cas, l'exigence est de construire un modèle inverse qui produit le vecteur x en réponse au vecteur d . Le système inverse peut donc être décrit par :

$$x = f^{-1}(d) \tag{I.10}$$

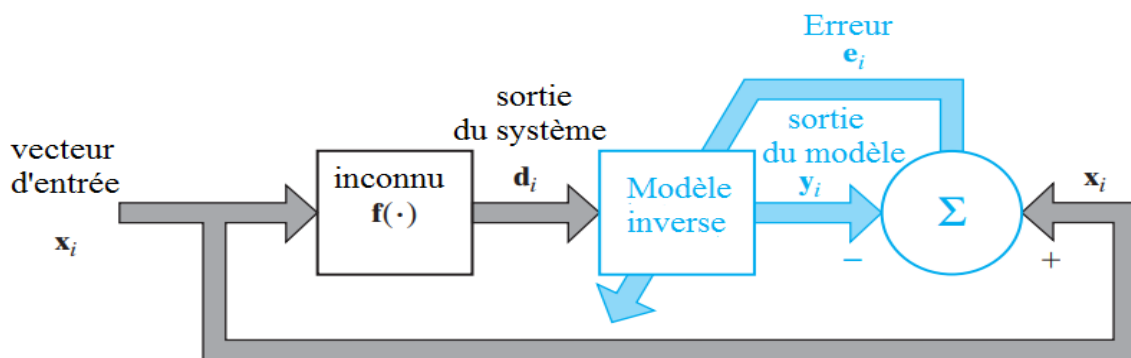


Figure I.13 : Schéma fonctionnel d'un exemple de modélisation par modèle inverse : Le réseau de neurones utilisé comme modèle inverse.

I.7.3. Contrôle :

Le contrôle des systèmes est une autre tâche d'apprentissage qui convient bien aux réseaux de neurones ; par « système », nous entendons un processus ou une partie critique d'un système qui doit être maintenu dans des conditions contrôlées. Considérons le système de contrôle de rétroaction illustré à la figure I.14. Le système implique l'utilisation de la rétroaction unitaire autour du système à contrôler ; c'est-à-dire que la sortie du système est renvoyée directement à l'entrée. Ainsi, la sortie du système y est soustraite d'un signal de référence fourni par une source externe. Le signal d'erreur e ainsi produit est appliqué à un contrôleur neuronal afin d'ajuster ses paramètres libres. L'objectif principal du contrôleur est de fournir des entrées appropriées à au système pour que sa sortie y suive le signal de référence d . En d'autres termes, le contrôleur doit inverser le comportement entrée-sortie du système.

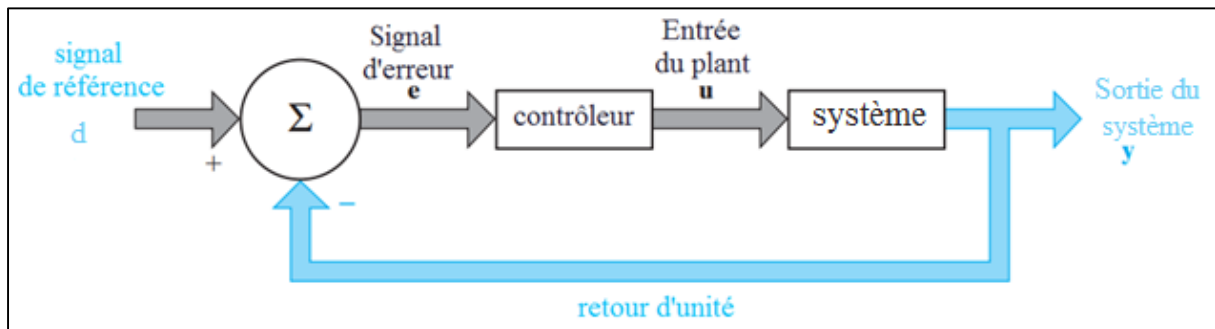


Figure I.14 : Schéma fonctionnel d'un système de contrôle à rétroaction.

Nous notons que sur la figure I.14, le signal d'erreur e doit se propager à travers le contrôleur neural avant d'atteindre le système. Par conséquent, pour effectuer des ajustements sur les paramètres libres du système conformément à un algorithme d'apprentissage avec correction d'erreur, nous avons besoin de connaître le *Jacobien*, constitué d'une matrice de dérivées partielles, comme indiqué par :

$$\mathbf{J} = \left\{ \frac{\partial y_k}{\partial u_j} \right\}_{j,k} \quad (\text{I.11})$$

Nous pouvons utiliser l'un des deux approches :

I.7.3.a. Apprentissage indirect :

En utilisant les mesures d'entrée-sortie réelles du système, nous construisons d'abord un modèle neuronal pour en produire une copie. Ce modèle est à son tour utilisé pour fournir une estimation du *Jacobien*.

Les dérivées partielles constituant ce *Jacobien* sont ensuite utilisées dans l'algorithme d'apprentissage de la correction d'erreur pour calculer les ajustements des paramètres libres du contrôleur neuronal.

I.7.3.b. Apprentissage direct :

Les signes des dérivées partielles sont généralement connus et restent généralement constants sur la dynamique de la plante. Cela suggère que nous pouvons approcher ces dérivées partielles par leurs signes individuels. Leurs valeurs absolues reçoivent une représentation répartie dans les paramètres libres du contrôleur neural. Le contrôleur neural est ainsi en mesure d'apprendre les réglages de ses paramètres libres directement à partir de la centrale.

I.8. Conclusion :

Dans ce chapitre d'introduction, nous sommes concentrés sur les réseaux de neurones, dont l'étude est motivée par le cerveau humain. La principale propriété des réseaux de neurones qui se démarque est celle de l'apprentissage, qui est classée comme suit :

- L'apprentissage supervisé, qui nécessite la disponibilité d'une cible ou de la réponse souhaitée pour la réalisation d'un mappage entrée-sortie spécifique en minimisant une fonction de coût d'intérêt.
- L'apprentissage non supervisé, dont la mise en œuvre repose sur la fourniture d'une mesure indépendante de la tâche de la qualité de représentation que le réseau doit apprendre de manière auto-organisée.
- L'apprentissage par renforcement, dans lequel le mappage des entrées-sorties est réalisé par l'interaction continue d'un système d'apprentissage avec son environnement, de manière à minimiser un indice de performance scalaire.

Chapitre II

Généralité sur

l'ECG

II.1. Introduction :

L'électrocardiogramme (ECG) est l'un des tests de diagnostic les plus indispensables en médecine. Il s'agit d'un test simple et peu coûteux mais très important surtout dans le diagnostic de l'ischémie cardiaque et sert à prendre des décisions concernant l'admissibilité au traitement thrombotique. Dans ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire sera présentée.

II.2. Système cardiovasculaire :

Le cœur et les vaisseaux sanguins constituent le système cardiovasculaire [5]. Le sang, propulsé par le cœur, circule dans tout l'organisme à travers les vaisseaux sanguins. Trois types de vaisseaux transportent le sang : les artères, les capillaires et les veines. Les contractions rythmiques du cœur propulsent le sang dans les artères. Celles-ci circulent le sang du cœur à tout l'organisme. Les capillaires, de minuscules vaisseaux, permettent ensuite les échanges entre le sang et les cellules grâce à leur paroi extrêmement fine. Le sang est ensuite transporté à nouveau vers le cœur par les veines.

II.2.1. Anatomie du cœur humain :

Le cœur humain pompe du sang dans les artères qui transporte l'oxygène et les nutriments dans tout le corps. Le cœur est situé au centre de la poitrine, son sommet étant à gauche. C'est l'organe le plus solide du corps car il bat en permanence durant toute la vie.

Le cœur est une pompe comportant quatre chambres et quatre valves. Les deux cavités situées en haut du cœur sont appelées oreillettes, une droite et une gauche. Les deux chambres inférieures sont les ventricules. Les oreillettes reçoivent le sang qui revient des différentes parties du corps, tandis que les ventricules pompent ce sang vers tout corps. Les valves qui séparent les oreillettes des ventricules sont appelées les valves auriculo-ventriculaires. Il y en a deux : le tricuspide à droite et le mitral à gauche. Les valves situées aux sorties ventriculaires sont appelées valves semi-lunaires. Les deux valves semi-lunaires sont le pulmonaire et l'aortique. Le cœur comporte un système électrique qui émet et transmet des impulsions cardiaques. Ce système est composé de nœuds et de fibres conductrices.

II.2.2. La circulation sanguine :

La circulation sanguine débute quand le cœur se détend entre deux battements [6] : le sang s'écoule des deux oreillettes dans les ventricules, qui se dilatent ensuite. La période suivante est la période d'éjection, c'est-à-dire lorsque les deux ventricules pompent le sang dans les grandes artères.

Dans la circulation systémique, le ventricule gauche pompe du sang riche en oxygène dans l'artère principale (aorte). Le sang circule de l'artère principale vers les artères plus grandes et plus petites et dans le réseau capillaire. Là, le sang tombe de l'oxygène, des nutriments et d'autres substances importantes et ramasse le dioxyde de carbone et les déchets. Le sang, qui contient peu d'oxygène, est recueilli dans les veines et se dirige vers l'oreillette droite et dans le ventricule droit.

C'est ici que commence la circulation pulmonaire : le ventricule droit pompe le sang à faible teneur en oxygène dans l'artère pulmonaire, qui se ramifie en artères et capillaires de plus en plus petites. Les capillaires forment un fin réseau autour des vésicules pulmonaires (sacs aériens ressemblant à du raisin à la fin des voies respiratoires). C'est à cet endroit que le sang libère du dioxyde de carbone dans l'air à l'intérieur des vésicules pulmonaires et que de l'oxygène frais pénètre dans le sang. Lorsque nous expirons, le dioxyde de carbone quitte notre corps. Le sang riche en oxygène circule dans les veines pulmonaires et l'oreillette gauche dans le ventricule gauche. Le battement de cœur suivant commence un nouveau cycle de circulation systémique.

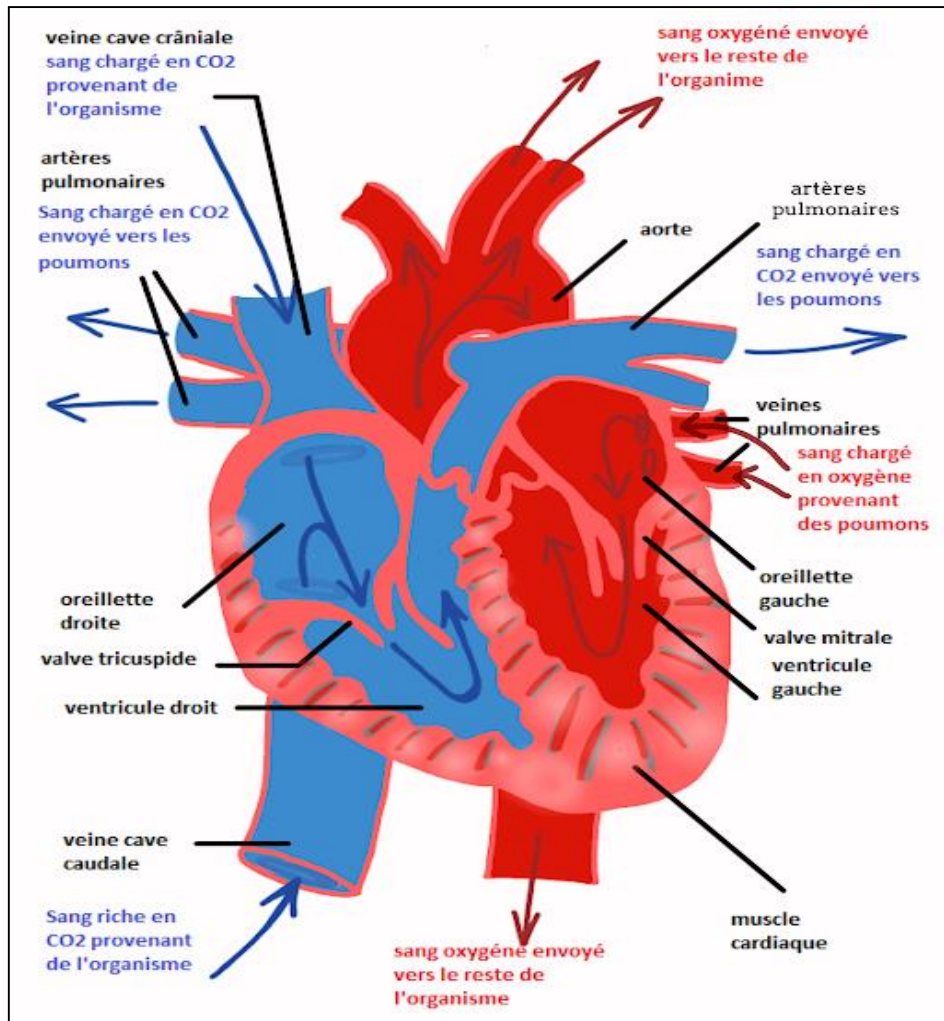


Figure II.1 : Schéma du Cœur et circulation sanguine.

II.2.3. Activation électrique du cœur :

Le système de conduction cardiaque est un groupe de cellules spécialisées du muscle cardiaque situées dans les parois du cœur qui envoient des signaux au muscle cardiaque [7], le faisant se contracter. Les composants principaux du système de conduction cardiaque sont le nœud SA, le nœud AV, le faisceau de His, les branches du faisceau et les fibres de Purkinje. Le nœud SA (stimulateur anatomique) commence la séquence en provoquant la contraction des muscles auriculaires. De là, le signal se rend au nœud AV, à travers le faisceau de His, dans les branches du faisceau et à travers les fibres de Purkinje, ce qui provoque la contraction des ventricules. Ce signal crée un courant électrique visible sur un graphique appelé électrocardiogramme (ECG ou ECG). Les médecins utilisent un électrocardiogramme pour surveiller l'activité électrique du système de conduction cardiaque dans le cœur.

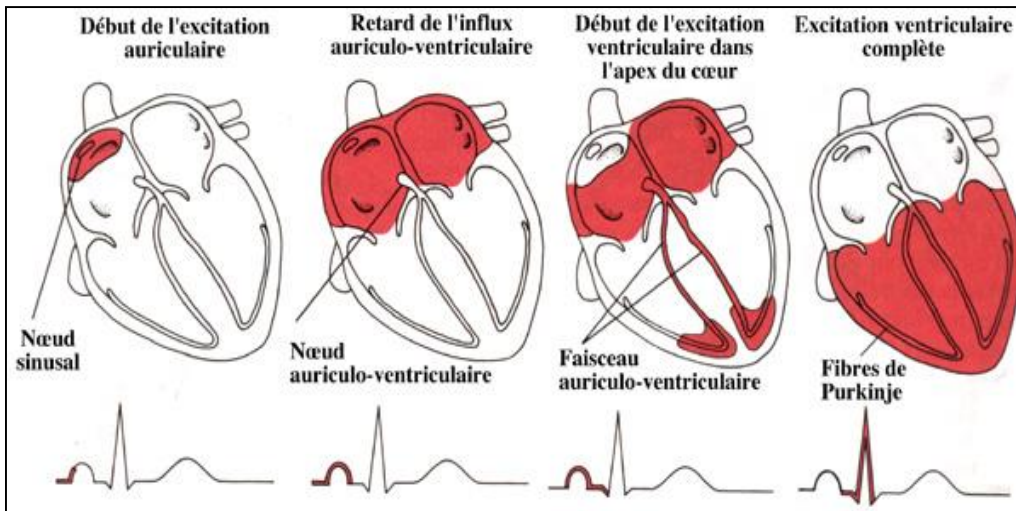


Figure II.2 : L'activité électrique du cœur.

II.3. L'Electrocardiographie :

II.3.1. Le signal électrocardiogramme (ECG) :

Le signal électrocardiogramme [8], ECG, permet d'enregistrer l'activité électrique du cœur. C'est un signal électro-physiologique composé d'une série d'ondes, ayant des formes et durées spécifiques, qui se répètent à chaque cycle cardiaque. En effet, ces ondes représentent les différents événements mécaniques et électriques successives comme il est montré à la figure II.3.

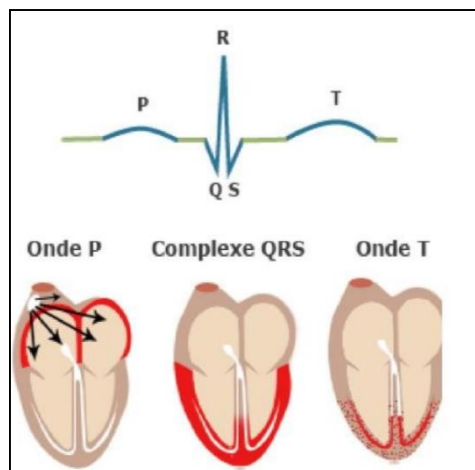


Figure II.3 : Ondes du signal ECG.

II.3.2. Les ondes du signal ECG :

La figure II.4 Présente la morphologie du signal ECG normal sur un cycle cardiaque.

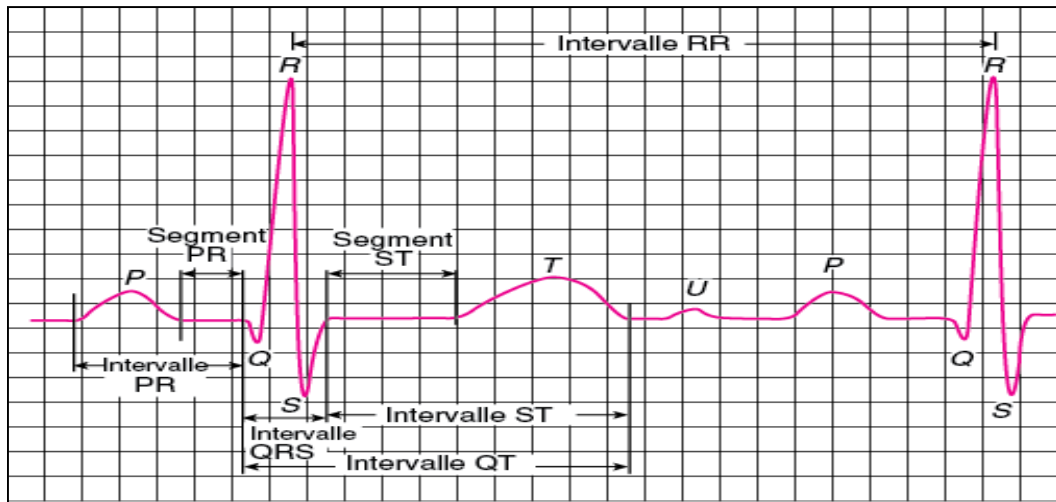


Figure II.4 : Les ondes et les intervalles dans un ECG.

Dans le signal électrocardiogramme, ECG, la contraction et la décontraction du myocarde se présentent comme une séquence de déflexions positives et négatives superposées à une ligne de base, qui correspond à l'absence des phénomènes cardiaques, comme le représente la figure II.4. Par convention, les ondes principales de l'ECG sont symbolisées par les lettres P, Q, R, S, T :

L'onde P : C'est la première onde détectable, qui représente la dépolarisation auriculaire. Il s'agit d'une petite déviation positive (ou négative) avant le complexe QRS, qui se propage à partir du nœud SA et est conduit dans toutes les cellules de l'oreillette par des jonctions intermédiaires qui connectent ces cellules.

Le complexe QRS : Représente la propagation d'un stimulus à travers les ventricules. Cependant, tous les complexes QRS ne contiennent pas une onde Q, une onde R et une onde S. La nomenclature gênante mais inévitable devient compréhensible si vous vous souvenez de plusieurs caractéristiques de base du complexe QRS. Lorsque la déviation initiale du complexe QRS est négative (inférieure à la ligne de base), on parle d'onde Q. La première déviation positive dans le complexe QRS est appelée onde R. Une déviation négative suivant l'onde R s'appelle une onde S. Ainsi, le complexe QRS suivant contient une onde Q, une onde R et une onde S.

L'onde Q : Dépolarisation septale ventriculaire.

L'onde R : Dépolarisation du muscle ventriculaire résultant ou majeur. Le vecteur résultant est dirigé vers le bas et la gauche.

L'onde S : Dépolarisation ventriculaire basale, c'est-à-dire dépolarisation de la base des ventricules.

Sa forme est variable selon les dérivations utilisées (emplacement des électrodes) ou une arythmie donnée.

L'onde T : Représente une partie de la repolarisation ventriculaire. Elle est normalement de faible amplitude et ne témoigne d'aucun événement électrique. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

L'onde U : Parfois, l'activité électrique du muscle papillaire ventriculaire est déphasée par rapport au reste des ventricules et sera enregistrée comme une onde « U » qui apparaît après l'onde T.

La caractérisation d'un ECG concerne les durées, les amplitudes et la morphologie des ondes P, QRS et T, ainsi que d'autres paramètres temporels qui sont les segments PR et ST, et les intervalles PR, QT et ST.

II.4. Technique d'électrocardiographie :

II.4.1. Définition :

L'électrocardiographie est une technique simple, sans danger et peu coûteuse permettant de surveiller le système cardiovasculaire.

II.4.2. Principe :

Le corps humain est considéré électriquement comme un conducteur [9]. Par conséquent, les potentiels d'actions générés au niveau des fibres cardiaques lors de l'activité mécanique cardiaque peuvent être recueillis par des électrodes métalliques placées sur la surface de la peau. L'enregistrement graphique de cette activité électrique du cœur est appelé signal électrocardiogramme ECG. Les positions des électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG sont connues par dérivations électro cardiographiques. L'ECG standard est enregistré sur 12 dérivations (six dérivations périphériques et six précordiales).

II.4.3. Dérivations électro-cardiographiques :

En électrocardiographie [10], la dérivation se définit par deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique.

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG. L'emplacement de ces électrodes est choisi de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque résultant de la contraction du myocarde.

II.4.3.a. Les dérivations périphériques :

Les dérivations périphériques (ou dérivations des membres) permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche, à la jambe gauche, et l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques.

Les dérivations périphériques bipolaires (DI, DII, DIII) Ce sont les dérivations cardiaques classiques de l'électrocardiogramme décrites par Einthoven. Elles enregistrent la différence de potentiel entre deux électrodes placées à des extrémités différentes. Ces dérivations utilisent trois électrodes placées sur le sujet. Les électrodes sont placées sur les bras droit et gauche et sur la jambe gauche pour former un triangle (triangle d'Einthoven). Ces dérivations sont dites bipolaires parce qu'elles mesurent une différence de potentiel entre deux électrodes. Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une dérivation en utilisant une paire d'électrodes différente pour chacune des dérivations (voir figure II.5). Les trois dérivations sont:

- DI (dérivation I) avec $DI = VL - VR$
- DII (dérivation II) avec $DII = VF - VR$
- DIII (dérivation III) avec $DIII = VF - VL$

Avec : VL : le potentiel sur le bras gauche, VR : le potentiel sur le bras droit et VF : le potentiel sur la jambe gauche

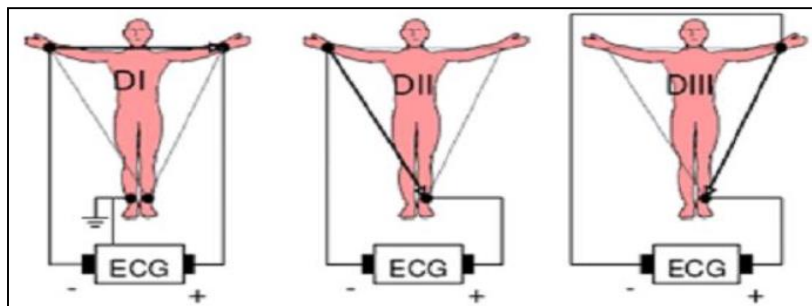


Figure II.5 : Dérivations bipolaires.

Les dérivations unipolaires des extrémités enregistrent la différence de potentiel entre un point théorique au centre du Triangle de Einthoven, ayant une valeur de 0 et l'électrode de chaque extrémité, permettant ainsi de connaître le potentiel absolu dans ladite électrode.

Dans un premier temps, on a nommé ces dérivations VR, VL et VF. Le V signifiant vecteur et R, L, F : droite, gauche et pied (en anglais). Plus tard, on a ajouté le 'a' minuscule qui signifie amplifiée (les dérivations unipolaires actuelles sont amplifiées par rapport aux premières).

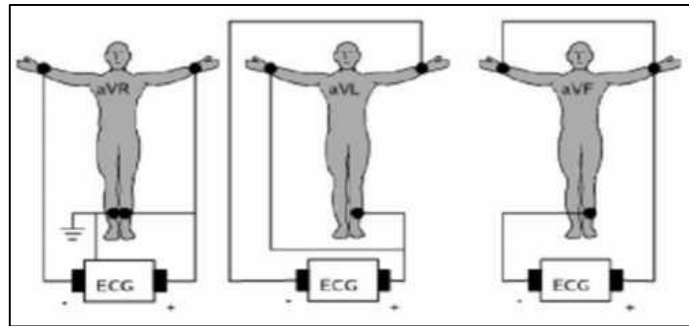


Figure II.6 : Dérivations unipolaires

II.4.3.b. Les dérivations précordiales :

Il y a six pistes précordiales. Ils sont désignés par un V majuscule et un nombre compris entre 1 et 6. Ce sont des dérivations unipolaires, ils enregistrent le potentiel absolu du point où est placée l'électrode de même nom. Ce sont les dérivations les mieux adaptées pour dépister les anomalies du ventricule gauche, en particulier celles des parois antérieure et postérieure. Sur un électrocardiogramme normal, les QRS sont principalement négatifs dans les dérivations V1 et V2 et majoritairement positifs dans V4 à V6 (profil Rs).

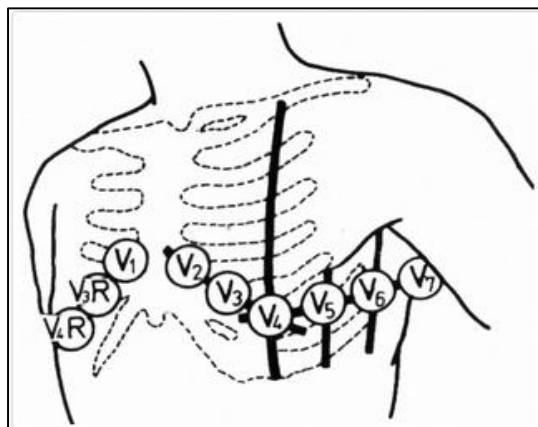


Figure II.7 : Dérivations thoraciques.

Ces dérivations sont positionnées comme suit :

- V1 : 4^{ème} espace intercostal, bord droit du sternum (ligne parasternale).
- V2 : 4^{ème} espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne parasternale).
- V3 : à mi-distance entre V2 et V4.
- V4 : 5^{ème} espace intercostal, ligne médio-claviculaire gauche.
- V5 : à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure.
- V6 : même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne.

II.5. Acquisition de l'ECG :

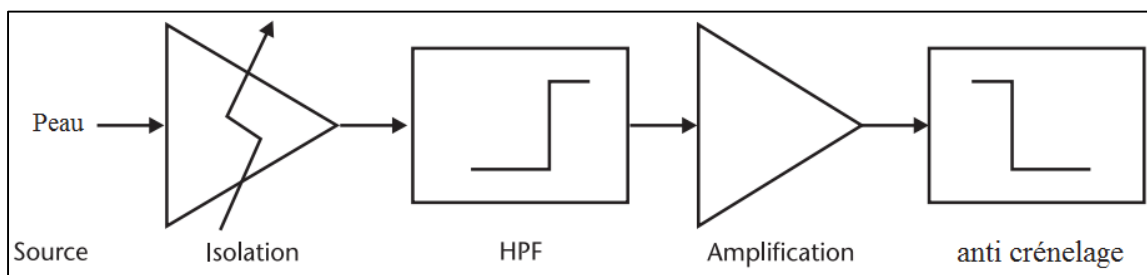


Figure II.8 : Schéma simplifié d'un système d'acquisition ECG.

La figure II.8 illustre un processus général d'enregistrement d'ECG à partir d'un sujet [12]. Les fluctuations (en millivolts) de la différence de potentiel (PD) entre les dérivations ECG à la surface de la peau (ou parfois à l'intérieur du corps) sont amplifiées à l'aide d'un amplificateur optiquement isolé. En général, trois fils sont nécessaires pour un signal différentiel provenant du sujet, puisqu'une électrode de masse (entrée C) est requise. La différence de tension entre les autres électrodes (entrées A et B) sert d'entrée de signal amplifié par les amplificateurs opérationnels U1A et U1B. Ces signaux sont ensuite amplifiés et passés à travers un filtre passe-haut.

II.5.1. Isolement et protection :

Pour tout circuit qui utilise une source d'énergie importante (telle que l'alimentation secteur) et qui entre en contact avec un humain, doit être sectionné en sections isolées et non isolées. Ces sections doivent être séparées d'environ 10 mm d'espace libre ou d'une part et de l'autre du circuit imprimé (en fonction de la constante diélectrique du circuit). Même de petites quantités de fuite de courant (moins de 100 μ A) à travers le sujet peuvent induire une fibrillation ventriculaire mortelle chez des sujets humains munis d'un cathéter.

L'alimentation directe, par le secteur, de la section non isolée du circuit est transférée à la section isolée à l'aide de convertisseurs CC/CC. Ceci est donné par un transformateur qui utilise l'induction magnétique (transfert de photons plutôt que d'électrons) pour transférer la puissance vers la région isolée du circuit. Il n'y a donc pas de passage de courant vers le sujet surveillé depuis le secteur.

De même, les informations sont retransmises du côté isolé (patient) du circuit vers le côté non isolé via la lumière dans les isolateurs optiques. Ces derniers convertissent les électrons (courant) en photons, puis en électrons à nouveau, ne transmettant ainsi que la lumière (et non le courant). Les isolateurs optiques sont placés de telle sorte qu'ils couvrent l'espace de 10 mm entre les sections isolées et non isolées de la carte. Ils sont alimentés d'une part par la sortie isolée des convertisseurs CC / CC et de l'autre part, par l'alimentation secteur.

Après l'étape d'isolement optique, le signal passe à travers un filtre passe-haut (PH), un deuxième étage d'amplification, puis un filtre anticrénelage (antialiasing) passe-bas (PB). Le signal est finalement échantillonné par une carte de conversion Analogique-Numérique (A / N).

Il est à noter que des résistances avec des valeurs extrêmement élevées doivent également être placées entre chaque entrée et la terre pour une protection contre les tensions statiques. De plus, une résistance de limitation de courant à la sortie est requise en cas de défaillance de l'amplificateur opérationnel. Il convient également de noter que l'isolation optique devant l'amplification peut introduire un bruit important. Il est donc souvent préférable d'isoler directement après la numérisation du signal.

II.5.2. Réduction du bruit primaire :

Le Bruit électromagnétique des lignes électriques est omniprésent à l'intérieur car les systèmes électriques des bâtiments utilisent le courant alternatif. L'utilisation d'un filtre coupe-bande de 50 Hz à 60 Hz pour supprimer le bruit de réseau risque de supprimer au moins une partie du signal ECG [12]. Un circuit de masse actif est le moyen préféré d'éliminer ce bruit.

Le circuit active de mise à la terre, fonctionne en prenant la moyenne des tensions aux deux bornes d'entrée de l'étage de pré-amplification. Il amplifie et inverse ensuite le signal, puis renvoie le signal résultant en tant que masse ou tension de référence du circuit. Le circuit ne supprime pas le contenu du signal différentiel mais atténue le bruit en mode commun. En d'autres termes, il supprime la partie du signal présente simultanément sur les deux électrodes.

II.5.3. Augmentation de l'impédance d'entrée (amplificateur séparateur ou tampon) :

Une impédance d'entrée élevée est nécessaire dans une conception d'instrumentation biomédicale, car les signaux d'intérêt, en particulier les signaux électro physiologiques, sont extrêmement faibles (de l'ordre de plusieurs centaines de microvolts) et ne peuvent donc pas fournir suffisamment de courant. Une impédance d'entrée extrêmement élevée est une propriété fondamentale des circuits CMOS. Un circuit d'amplificateur opérationnel de préamplificateur CMOS constitue donc l'étape de découplage idéale entre le signal électro physiologique faible et les circuits de traitement du signal analogique suivants.

II.5.4. Pré-amplification et Isolement :

Cela garantit qu'aucune surcharge électrique dans le circuit ne peut électrocuter le sujet, et inversement, une surtension aux bornes d'entrée n'endommagera pas le circuit de l'autre côté de du préamplificateur. L'amplificateur d'isolation optique fournit une très forte interruption diélectrique ou, de manière équivalente, une très petite capacité en série entre le fil conducteur et l'instrumentation, empêchant ainsi le sujet d'agir comme un chemin de fuite de courant de fuite à la terre.

Les tensions physiologiques produites par les cœurs de mammifères sont de l'ordre de 100 μ V à plusieurs microvolts, et la plage dynamique du préamplificateur est généralement de ± 12 V en continu. Généralement, un gain de 25 convient pour l'étape de pré amplification fournissant un RSB (rapport signal sur bruit) adéquat [12].

II.5.5. Filtrage passe-haut :

Le signal de sortie de l'amplificateur est transmis à un filtre Bessel PH avec une fréquence de coupure de 0,1 Hz. Ce filtre PH sert à supprimer le décalage CC dû aux différences de potentiel de demi-cellule dans les électrodes ainsi qu'à d'autres bruits de signal basse fréquence. Le choix d'une fonction de transfert de filtre Bessel est motivé par le fait qu'elle présente une réponse en phase optimale.

II.5.6. Amplification secondaire :

Après avoir traversé le filtre PH, le signal est à nouveau amplifié ; cette fois par un gain de 52 dans la disposition illustrée à la figure II.8. Il s'agit de la dernière étape d'amplification du circuit de traitement du signal.

Ce deuxième étage d'amplification augmente encore le rapport signal sur bruit du signal et élève la tension du signal dans une plage appropriée pour l'échantillonnage avec un convertisseur A / N avec une plage dynamique de $\pm 10V$.

Le circuit d'amplification (Figure II.9) est un simple réseau d'amplificateur opérationnel à réaction utilisant l'équation de gain $1 + R_f / R_{in}$, où dans ce système $R_f = 510 k$ et $R_{in} = 10 k$ pour fournir le facteur de gain de 52.

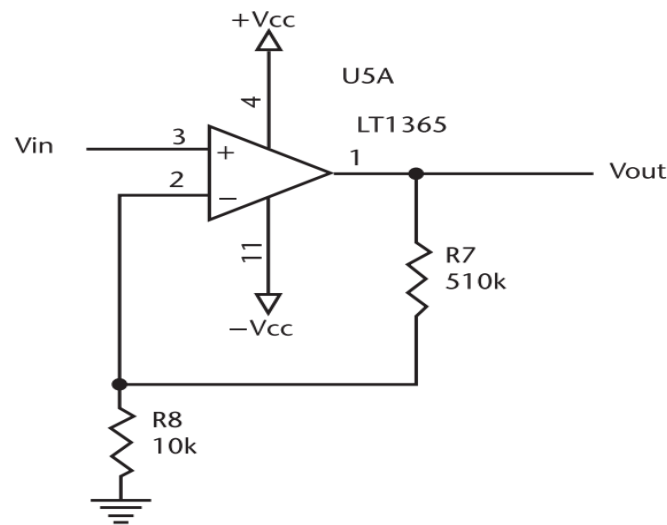


Figure II.9 : Ampli-op à retour négatif non inverseur.

II.5.7. Filtrage passe-bas et sur-échantillonnage :

Du fait que le spectre ECG occupe généralement une fréquence de 1 kHz, un filtre PB idéal avec une bande passante de 0 à 1 kHz devrait échantillonner le signal à 2 kHz pour éviter un repliement du spectre.

Étant donné que l'implémentation du filtre n'est jamais idéale, il faut imposer une relation entre le type de filtre, la fréquence de coupure et le taux d'échantillonnage A / N. Les filtres de Bessel peuvent ainsi être utilisés.

II.6. Bruit et artefacts dans l'ECG :

Malheureusement, l'ECG est souvent contaminé par du bruit et des artefacts pouvant se situer dans la bande de fréquences d'intérêt et se manifestant avec des morphologies similaires à celles de l'ECG lui-même. De manière générale, les contaminants de l'ECG peuvent être classés comme suit [12] :

- Interférence de la ligne électrique : bruit du secteur 50 ± 0.2 Hz.
- Bruit de contact de l'électrode : perte de contact entre l'électrode et la peau se traduisant par de brusques changements.
- Artéfacts de mouvement du patient sur l'électrode : mouvement de l'électrode loin de la zone de contact sur la peau, entraînant des variations d'impédance entre l'électrode et la peau, susceptibles de provoquer des variations de l'ECG.
- Bruit d'électromyographie : activité électrique due à des contractions musculaires.
- Bruit électro chirurgical : Bruit généré par d'autres équipements médicaux présents dans l'environnement de soins.
- Bruit de quantification et aliasing.
- Artefacts de traitement du signal.

La figure (II.10) illustre quelques exemples d'artéfacts sur l'ECG [12]. Il a noté également que bien que chacun de ces contaminants puisse être réduit par une utilisation judicieuse du matériel et une configuration expérimentale, il est impossible de les éliminer tous. Par conséquent, il est important de quantifier la nature du bruit dans un ensemble de données particulier et de choisir un algorithme approprié.

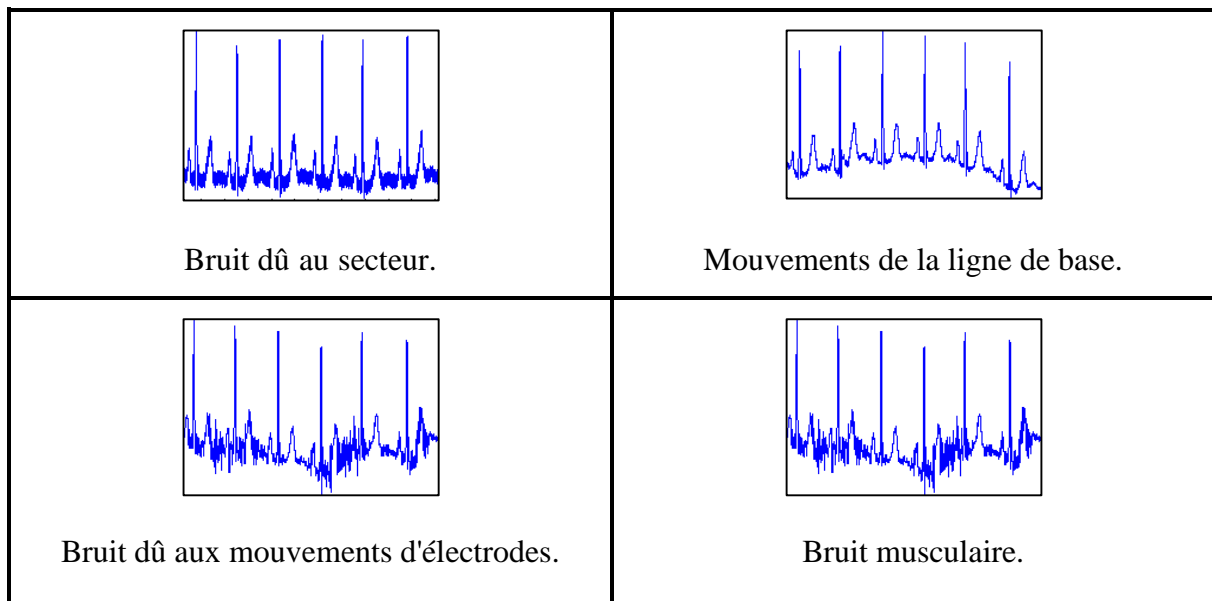


Figure II.10 : Artéfacts visibles sur l'électrocardiogramme.

II.7. Les arythmies cardiaques :

L'arythmie est une anomalie qui affecte la fréquence cardiaque normale. Plusieurs types d'arythmie ne présentent aucun problème de santé ; cependant, elles peuvent causer divers symptômes gênants, comme des étourdissements ou une douleur dans la poitrine. D'autres formes d'arythmies, plus dangereuses, ont des répercussions sur l'apport sanguin et nécessitent de ce fait une prise en charge médicale.

Si une arythmie accélère le rythme cardiaque, on parlera de tachycardie (tachy = rapide) ; si elle le ralentit, on parlera alors de bradycardie (Brady = lent) [13].

II.7.1. Rythmes cardiaques rapides :

II.7.1.a. Tachycardie supraventriculaire (TSV) :

C'est le type le plus courant de tachycardie anormale chez les jeunes adultes. La fréquence cardiaque rapide - souvent plus de 150 battements par minute - commence dans les cavités supérieures du cœur ou dans la partie supérieure du système de conduction électrique. Les symptômes incluent des palpitations, des douleurs thoraciques, des maux d'estomac, une perte d'appétit, des vertiges ou une faiblesse. Certaines personnes peuvent apprendre des techniques pour ralentir leur fréquence cardiaque. Des efforts tels que fermer le nez et la bouche et essayer d'expirer peuvent fonctionner.

II.7.1.b. Tachycardie auriculaire (incluant flutter ou fibrillation) :

La tachycardie auriculaire, parfois appelée flutter auriculaire ou fibrillation auriculaire, est un type particulier de TSV. Il s'agit d'un rythme cardiaque rapide qui commence dans les cavités supérieures du cœur et est dirigé vers les cavités inférieures. C'est courant après une intervention chirurgicale impliquant les oreillettes (chambres hautes) et dans des conditions qui entraînent l'agrandissement des oreillettes (le plus souvent par fuite ou obstruction ou par les valves mitrale ou tricuspide à l'intérieur du cœur). Outre un rythme cardiaque rapide, la fatigue, des vertiges, des étourdissements et des évanouissements sont d'autres symptômes.

II.7.1.c. Tachycardie ventriculaire :

C'est un rythme cardiaque rapide qui commence dans les cavités inférieures du cœur. Elle résulte généralement d'une maladie cardiaque grave et nécessite souvent un traitement rapide ou urgent. Les symptômes peuvent être légers mais sont généralement graves. Ils comprennent les vertiges, les étourdissements et les évanouissements.

II.7.2. Rythmes cardiaques lents :***II.7.2.a. Dysfonctionnement du nœud sinusal :***

Le nœud sinusal est l'endroit où commence le battement du cœur. Si ceci est endommagé, généralement pendant la chirurgie, il peut en résulter un syndrome des sinus. Le rythme cardiaque est lent et peut ne pas augmenter correctement avec l'exercice. Les patients peuvent ne présenter aucun symptôme ou présenter de la fatigue, une intolérance à l'exercice, des vertiges ou des évanouissements.

II.7.2.b. Bloc auriculo-ventriculaire complet (bloc cardiaque complet) :

Un blocage cardiaque complet se produit lorsque le signal électrique ne peut pas passer normalement des cavités supérieures du cœur. Si le nœud A-V est endommagé pendant la chirurgie, un blocage cardiaque complet peut en résulter. Parfois, un bloc cardiaque complet se produit spontanément sans intervention chirurgicale. Un stimulateur artificiel peut rétablir une fréquence cardiaque et un rythme normaux.

II.8. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous sommes concentrés sur les signaux ECG. Nous avons commencé par donner une brève introduction à l'anatomie au cœur, puis présenter l'électrocardiogramme, son acquisition et les différentes ondes qui le compose. Enfin, nous avons décrit quelques arythmies.

Chapitre III

Classification des signaux ECG
avec le PMC

III.1. Introduction :

La classification de l'arythmie cardiaque est une étape importante dans les systèmes d'aide à décision et dans les dispositifs de surveillance médicale. En effet, le signal ECG est un indicateur continu du fonctionnement du cœur et sa surveillance est très utile pour détecter toute déviation fonctionnelle du cœur. Dans ce projet, on propose un système de classification des signaux électrocardiographiques en deux classes : normaux et présentant des arythmies. L'extraction des caractéristiques est basée sur la modélisation autorégressive, nous utilisant les coefficients comme des attributs. Pour la classification, nous utilisons un réseau de neurones de type PMC.

III.2. Classification par le PMC :

III.2.1. Architecture :

Le PMC comprend en plus de la couche d'entrée et la couche de sortie, une ou plusieurs couches cachées. Dans ce réseau, chaque neurone est connecté à tous les neurones de la couche précédente et la couche suivante. Les neurones de la même couche ne sont pas connectés entre eux. Généralement dans les problèmes de classification, une seule couche cachée est suffisante pour avoir des résultats satisfaisants [3] .

La figure (III.1) illustre un PMC, avec une seule couche cachée, comportant N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie. Le $n^{\text{ème}}$ neurone d'entrée est relié avec le $m^{\text{ème}}$ neurone caché par le poids w_{nm} et le $m^{\text{ème}}$ neurone caché est relié avec le $j^{\text{ème}}$ neurone de sortie par le poids u_{mj} . A chaque présentation d'un exemple (x_1, x_2, \dots, x_N) , les composants de son vecteur caractéristique seront transmis aux neurones de la couche cachée. Les sorties de ces neurones (y_1, y_2, \dots, y_M) seront à leur tour transmis aux neurones de la couche suivante (la couche de sortie). La sortie du $m^{\text{ème}}$ neurone caché est donnée par :

$$y_m = h(r_m) = h\left(\sum_{n=1}^M x_n w_{nm}\right) \quad (\text{III.1})$$

Où : $h(\)$ est la fonction d'activation des neurones de la couche cachée.

Les neurones de la couche de sortie constituent la sortie du réseau. La sortie du $m^{\text{ème}}$ neurone est donnée par :

$$z_j = g(s_j) = g\left(\sum_{m=1}^M y_m u_{mj}\right) \quad (\text{III.2})$$

Où : $g(\)$ est la fonction d'activation des neurones de sortie.

Dans les problèmes de classification, le nombre de neurones de la couche d'entrée du PMC est égal à la dimension de l'espace caractéristique parce que le rôle de cette couche est de présenter chaque composante du vecteur caractéristique aux neurones de la couche suivante. Le nombre de neurones de la couche de sortie égale le nombre de classes, soit un neurone par classe.

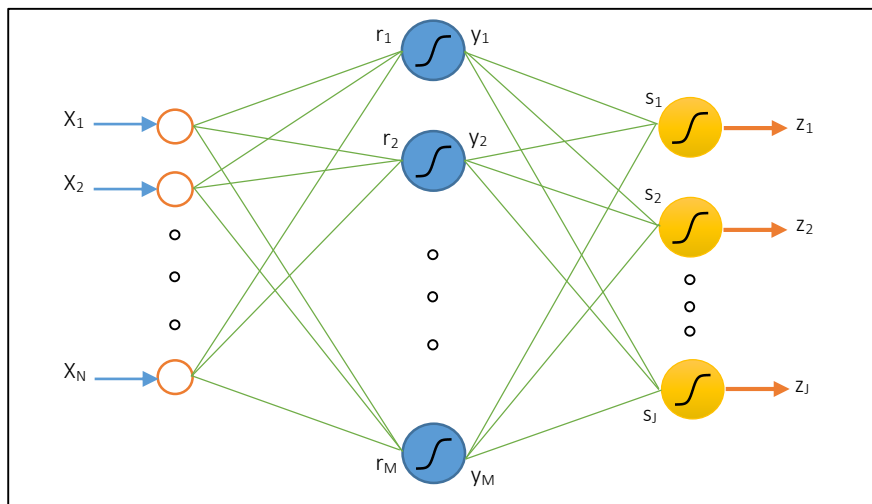


Figure III.1 : Un PMC, avec une seule couche cachée, contenant N neurones d'entrée, M neurones cachés et J neurones de sortie.

III.2.2. Apprentissage du PMC par la retro-propagation (RP) :

La rétro-propagation du gradient (BP, Back Propagation) [14], est l'une des méthodes les plus simples et les plus utilisées pour l'apprentissage des réseaux de neurones. La RP consiste à minimiser la distance entre la sortie calculée $Z^{(q)}$ et la sortie désirée $T^{(q)}$ correspondantes à chaque exemple d'apprentissage $X^{(q)}$. L'erreur quadratique est souvent employée comme étant la fonction coût de la RP. Pour un ensemble de Q exemples d'apprentissage, l'erreur quadratique totale est donnée par :

$$E = \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J (t_j^{(q)} - z_j^{(q)})^2 \quad (\text{III.3})$$

L'algorithme de la RP se compose de quatre étapes principales. Après l'initialisation aléatoire de tous les poids du réseau, l'algorithme de propagation en avant pour calculer les sorties, puis en arrière pour calculer les corrections nécessaires et finalement la mise à jour des poids.

La mise à jour des poids de sortie, $u_{mj}^{(r+1)}$, et des poids de la couche cachée, $w_{nm}^{(r+1)}$, à l'itération $(r + 1)$, sont données par:

$$u_{mj}^{(r+1)} = u_{mj}^{(r)} - \eta \frac{\partial E^{(r)}}{\partial u_{mj}} \quad (\text{III.4})$$

$$w_{nm}^{(r+1)} = w_{nm}^{(r)} - \eta \frac{\partial E^{(r)}}{\partial w_{nm}} \quad (\text{III.5})$$

La mise à jour de ces poids dans le cas d'une sigmoïde unipolaire, ayant valeur entre «0 » et « 1 », sont données come suite :

$$s_j = \sum_{(m=1..M)} u_{mj} y_m \quad (\text{III.6})$$

La dérivation pour l'incrément est :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial u_{mj}} &= (\frac{\partial E}{\partial s_j})(\frac{\partial s_j}{\partial u_{mj}}) \\ &= \left[\left(\frac{\partial E}{\partial z_j} \right) \left(\frac{\partial z_j}{\partial s_j} \right) \left(\frac{\partial s_j}{\partial u_{mj}} \right) \right] \\ &= \left[\left(\frac{\partial}{\partial z_j} \right) \left(\sum_{(p=1..J)} (t_p - z_p)^2 \right) \left(\frac{\partial}{\partial s_j} \right) g(s_j) \right] \left[\frac{\partial s_j}{\partial u_{mj}} \right] \\ &= -2(t_j - z_j) g'(s_j) y_m \end{aligned} \quad (\text{III.7})$$

Mais

$$\begin{aligned} g'(s_j) &= (d / ds_j) g(s_j) = (d / ds_j) [1 + \exp(-s_j + b)]^{-1} \\ &= [z_j]^2 [1 / z_j - 1] = [z_j]^2 [(1 - z_j) / z_j] = z_j (1 - z_j) \\ &= z_j (1 - z_j) \end{aligned} \quad (\text{III.8})$$

Donc

$$\partial E / \partial u_{mj} = -2(t_j - z_j)z_j(1 - z_j)y_m \quad (\text{III.9})$$

On dérive le poids $[w_{nm}]$ en utilisant :

$$r_m = \sum_{(n=1.N)} w_{nm} x_n \quad (\text{III.10})$$

Ensuite

$$\begin{aligned} \partial E / \partial w_{nm} &= (\partial E / \partial r_m) (\partial r_m / \partial w_{nm}) \\ &= [(\partial E / \partial y_m) (\partial y_m / \partial r_m)] (\partial r_m / \partial w_{nm}) \\ &= [(\partial / \partial y_m) \left(\sum_{(j=1.J)} (t_j - z_j)^2 \right) (\partial / \partial r_m) y_m] [\partial r_m / \partial w_{nm}] \\ &= \left\{ \sum_{(j=1.J)} (-2)(t_j - z_j) [z_j(1 - Z_j)] [u_{mj}] \right\} [y_m(1 - y_m)] [x_n] \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

Alors

$$w_{nm}^{(r+1)} = w_{nm}^{(r)} + \eta \left\{ \sum_{(j=1.J)} (t_j - z_j) [z_j(1 - Z_j)] [u_{mj}] \right\} [y_m(1 - y_m)] [x_n] \quad (\text{III.12})$$

Récapitulons, les équations d'apprentissage de la mise à jour unipolaire sont :

$$u_{mj} \leftarrow u_{mj} + \eta_1 (t_j^{(q)} - z_j^{(q)}) z_j^{(q)} (1 - z_j^{(q)}) y_m^{(q)} \quad (\text{III.13})$$

Et

$$w_{nm} \leftarrow w_{nm}^{(r)} + \eta_2 \left\{ \sum_{(j=1.J)} (t_j^{(q)} - z_j^{(q)}) [z_j^{(q)}(1 - Z_j^{(q)})] [u_{mj}] \right\} [y_m^{(q)}(1 - y_m^{(q)})] [x_n^{(q)}] \quad (\text{III.14})$$

La mise à jour de ces poids dans le cas d'une sigmoïde bipolaire, ayant valeur entre « -1 » et « 1 », sont données come suite :

$$z = G(s) = 2 \left[1 / [1 + \exp(-\alpha s)] \right] - 1 \quad (\text{III.15})$$

Dont la forme rationnelle est :

$$z = G(s) = [1 + \exp(-\alpha s)] / [1 - \exp(-\alpha s)] \quad (\text{III.16})$$

Et

$$G'(s) = (1+z)(1-z)/2 \quad (\text{III.17})$$

Par analogie

$$H'(r) = (1+y)(1-y)/2 \quad (\text{III.18})$$

Donc, les formules de mise à jour bipolaires proviennent de la substitution d'équations respectivement :

$$u_{mj} \leftarrow u_{mj} + \eta_1 (t_j^{(q)} - z_j^{(q)}) [(1+Z_j^{(q)})(1-Z_j^{(q)})/2] y_m^{(q)} \quad (\text{III.19})$$

Et

$$w_{mm} \leftarrow w_{mm} + \eta_2 \left\{ \sum_{(j=1..J)} (t_j^{(q)} - z_j^{(q)}) [(1+Z_j^{(q)})(1-Z_j^{(q)})/2] u_{mj} \right\} [(1+y_m^{(q)})(1-y_m^{(q)})/2] x_n^{(q)} \quad (\text{III.20})$$

L'organigramme de la retro-propagation est illustré dans la figure (III.2) :

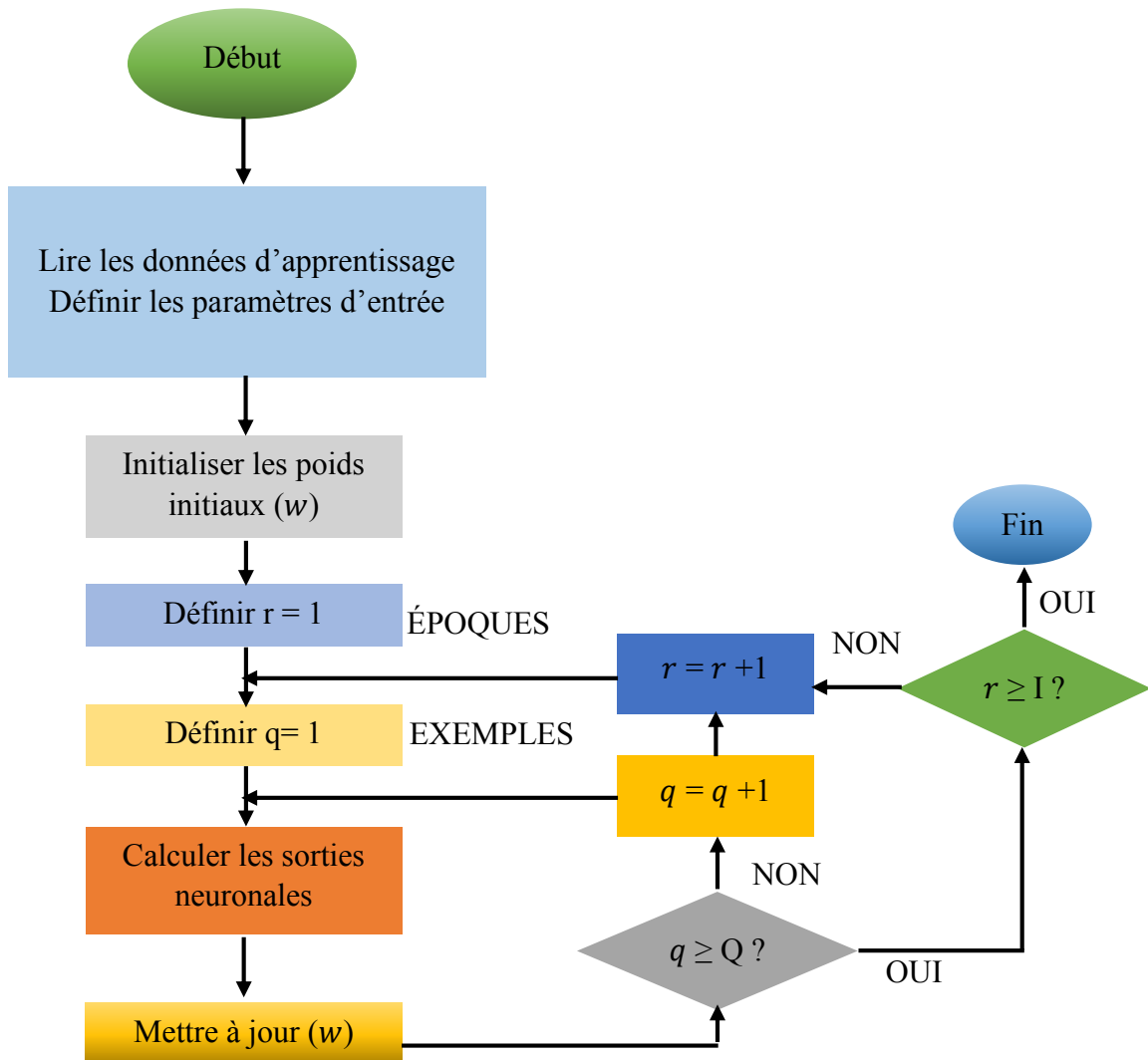


Figure III.2 : Organigramme de rétro-propagation.

L'algorithme de RP est donné par :

Étape 1: Lire les données d'apprentissage

Définir les paramètres du réseau : M, N, J /

Étape 2 : /Définir les paramètres d'apprentissage η_1, η_2 /

Étape 3 : /Générer des poids initiaux/

Étape 4 : /ajuster tous les poids via la méthode de descente la plus raide/

```

for  $r = 1$  to  $I$  do
  for  $q = 1$  to  $Q$  do
    Calcul des sorties du réseau (Eq III.4 et III.5) ;
    for  $m = 1$  to  $M$  do
      for  $j = 1$  to  $J$  do
        mise à jour de  $u_{mj}$  selon équation (III.13,19)
        for  $n = 1$  to  $N$  do
          mise à jour  $w_{nm}$  selon l'équation (III.14,20)
  
```

III.2.3. Exemple de classification :

Dans cette section nous testons la performance de classification des réseaux de neurones sur un exemple synthétique 2D avec deux classes (figure III.3). Les données de cet exemple sont représentées dans le tableau III.1.

X	y	Classe
3.5	5	1
2.5	2	1
2	5	1
4	1.5	1
.5	1.5	0
1	2	0
2	.5	0
1	1.5	0

Tableau III.1 : les données de la représentation.

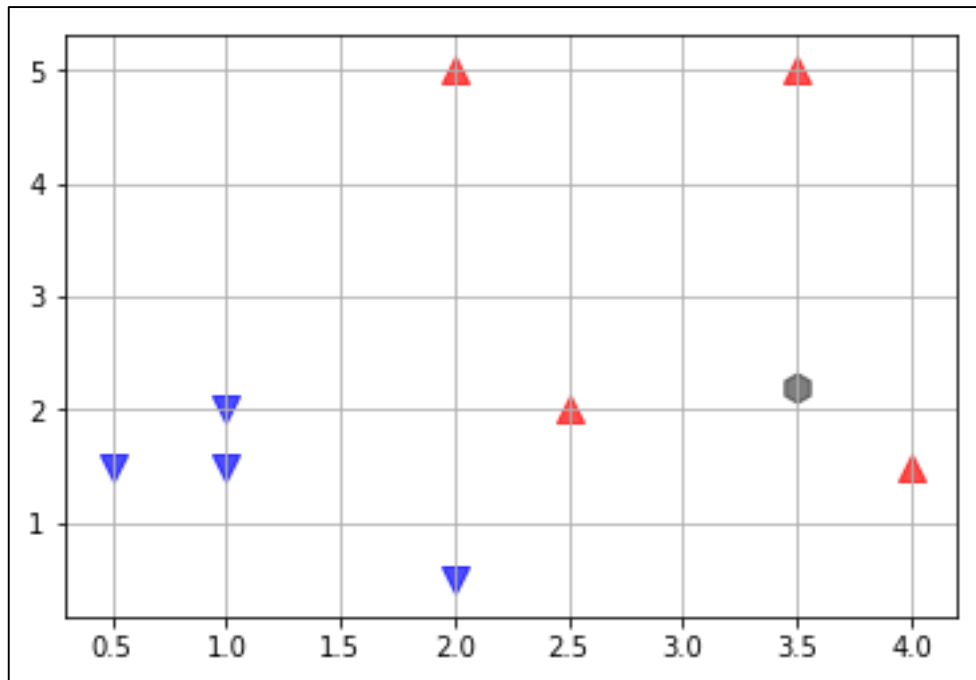


Figure III.3 : Présentation des données.

Pour la classification de cet exemple, nous utilisons un seul neurone avec deux entrées plus un biais et une seule sortie (figure III.4).

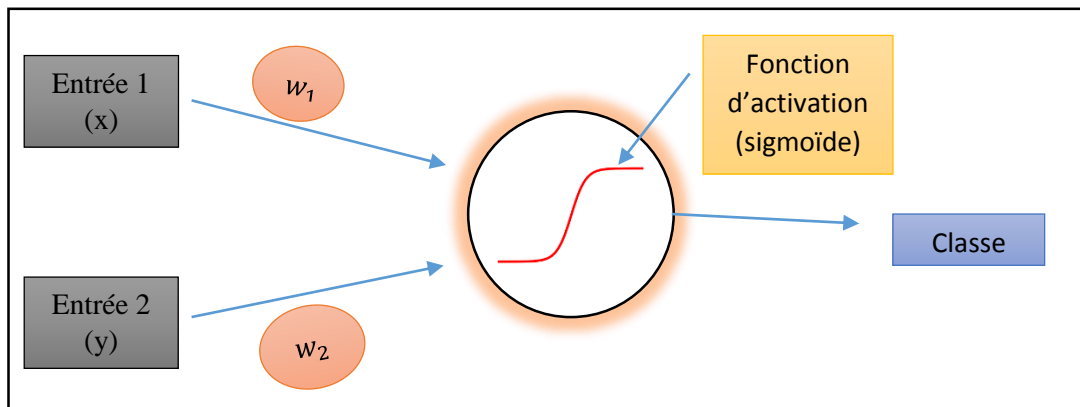


Figure III.4 : Neurone simple (2D).

Pour percevoir l'effet de pas d'apprentissage, nous avons effectué des tests avec trois valeurs du pas d'apprentissage différentes. La figure (III.4) illustre l'évolution de l'erreur pour ces trois différentes valeurs. Nous pouvons noter les remarques suivantes :

Pour $\eta = 2.5$, qui représente un exemple d'une valeur grande, la courbe d'erreur présente d'importantes oscillations dès le début.

Pour $\eta = 0.025$, qui représente un exemple d'une valeur très petite, l'erreur diminue très lentement. Le réseau converge après environ 30 itérations.

Pour $\eta = 0.25$, qui représente un exemple d'une valeur optimal, l'erreur évolue d'une façon satisfaisante. Le réseau converge après environ 10 itérations seulement.

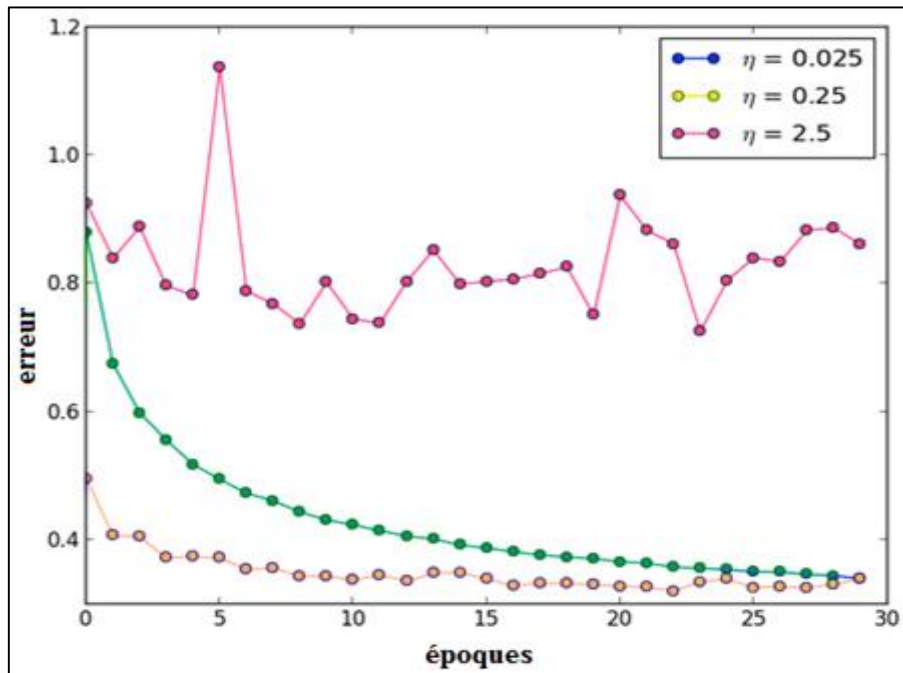


Figure III.5 : L'évolution de l'erreur par trois différentes valeurs.

III.3. Classification des signaux ECG avec modèle autorégressif et un PMC :

III.3.1. Extraction de caractéristiques à l'aide de coefficients autorégressifs :

Dans ce travail, le modèle Autorégressive (AR) pour modéliser les signaux ECG [15]. Nous utilisons les coefficients de ce modèle en tant que caractéristiques utilisés pour l'étape de classification. En effet, le modèle AR est l'un des méthodes paramétriques importantes qui ont été appliquées dans de nombreuses études pour modéliser les signaux ECG. Le modèle AR permet de décrire le signal ECG sous forme de représentation linéaire. Le modèle AR est donné par la formule suivante :

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + e(n) \quad (\text{III.21})$$

Où a_k désigne le coefficient **AR** et p représente l'ordre donné du modèle. $e(n)$ désigne le terme d'erreur indépendant des échantillons précédents supposés être du bruit gaussien blanc avec moyenne nulle et variance σ^2 . Comme indiqué ci-dessus, les paramètres **AR** ont été estimés à l'aide des méthodes de Burg décrites dans ce qui suit.

Les équations de la méthode de bourg [16] :

Étape 1 : Calculez les valeurs initiales de la variance d'erreur, de l'erreur directe et de l'erreur inverse en fonction des équations données, respectivement

$$\sigma^2(0) = \frac{1}{N} \sum_0^{N-1} (x(n))^2 \quad (\text{III.22})$$

$$e_n(0) = x(n) \quad (\text{III.23})$$

$$b_{n-1}(0) = x(n-1) \quad (\text{III.24})$$

Étape 2 : Calculez le coefficient de réflexion et la variance d'erreur à l'aide des équations données, respectivement :

$$\pi_m = \frac{\sum_{n=m}^{N-1} b_{n-1}(m-1)e_n(m-1)}{\sum_{n=m}^{N-1} e_n^2(m-1)b_{n-1}^2(m-1)} \quad (\text{III.25})$$

$$\sigma^2(m) = (1 - |\pi_m|^2)\sigma^2(m-1) \quad (\text{III.26})$$

Étape 3 : mise à jour de l'erreur et les coefficients AR

Les coefficients AR :

$$\begin{aligned} a_k(m) &= a_k(m-1) + \pi_m a_{m-k}(m-1) \text{ if } m > 1 \\ a_m(m) &= \pi_1 \text{ if } m = 1 \end{aligned} \quad (\text{III.27})$$

Erreur de transmission :

$$e_n(m) = e_n(m-1) + \pi_m b_n(m-1) \quad (\text{III.28})$$

Erreur de retour :

$$b_n(m) = e_n(m-1) + \pi_m e_{n-1}(m-1) \quad (\text{III.29})$$

Étape 4 : Répétez les étapes 2 et 3 (avec m incrémenté de 1) jusqu'à atteindre l'ordre de modèle sélectionné p

III.3.2. Processus de la méthode utilisée :

Le schéma général de la méthode utilisée est donné par la figure (III.6) :

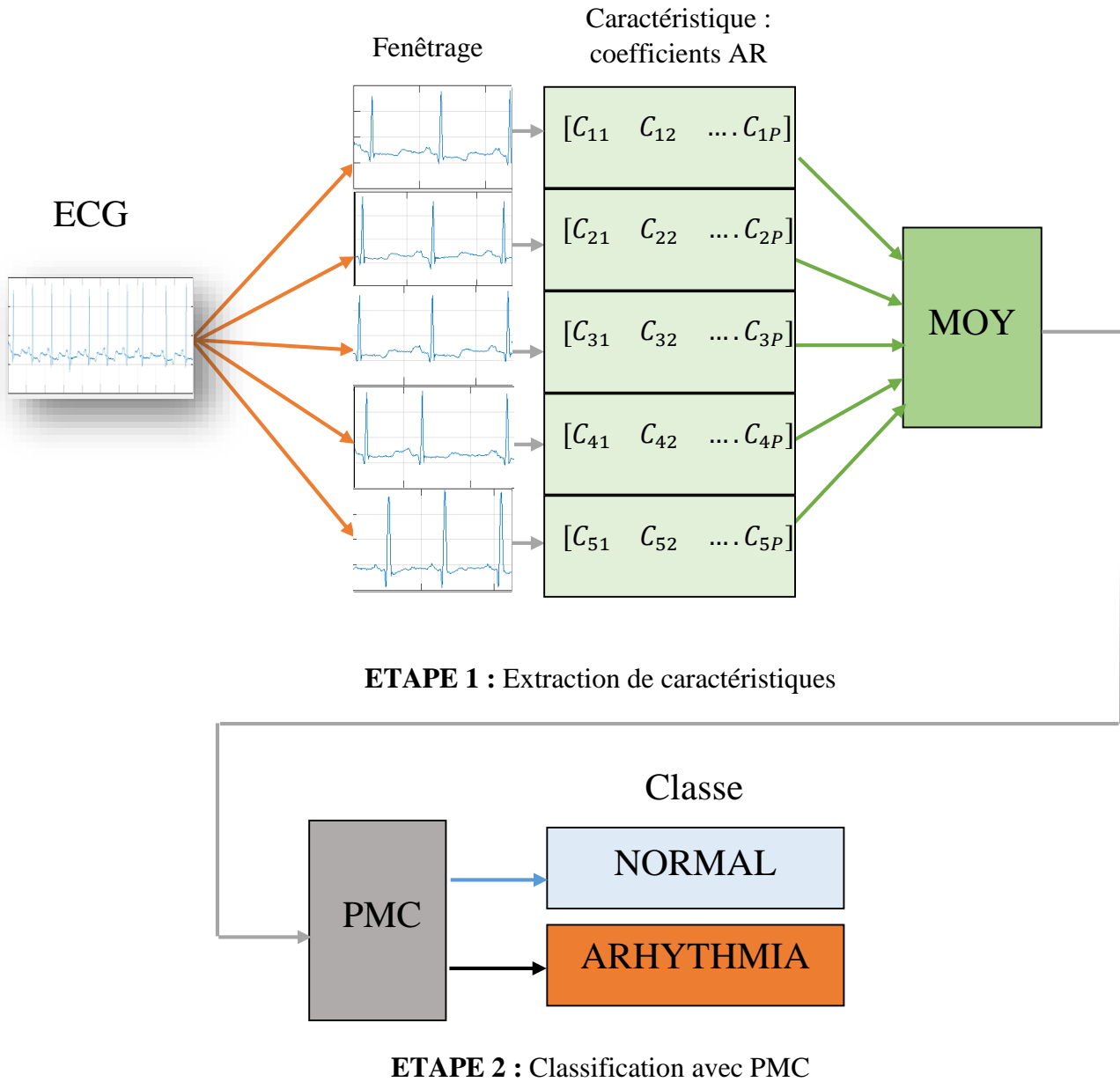


Figure III.6 : Schéma général de la méthode utilise pour la classification.

III.4. Résultats de classification sur la base des arythmies MIT-BIH :

III.4.1. Description de la base de données :

La base de données sur les arythmies MIT-BIH [16], achevée en 1980, a été l'une des premières bases introduites dans ce domaine. Cette base fournit une série de tests pour l'évaluation des détecteurs d'arythmie.

La base de données sur les arythmies MIT-BIH contient 48 extraits d'une demi-heure d'enregistrements d'ECG ambulatoires à deux canaux, obtenus de 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard parmi 4000 enregistrements ECG ambulatoires par heure collectés auprès d'une population hétérogène de patients hospitalisés (environ 60%) et ambulatoires (environ 40%) à l'hôpital Beth Israël de Boston. Les 25 enregistrements restants ont été sélectionnés dans le même ensemble pour inclure des arythmies moins courantes mais cliniquement significatives. Les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde et par canal avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Deux cardiologues ou plus ont annoté indépendamment chaque enregistrement, les désaccords ont été résolus pour obtenir les annotations de référence lisibles par ordinateur pour chaque temps (environ 110 000 annotations au total) incluses dans la base de données.

Dans ce travail, notre objectif est de classer les signaux ECG en deux classes, normal ou avec arythmies. Nous utilisons un ensemble de 132 signaux de 8 minutes chacun. Parmi ces signaux, 36 présentent des signaux ECG normaux (classe 1) et 96 avec des arythmies (classe 2).

III.4.2. Résultats obtenus :

Pour la classification des signaux ECG mentionnés, nous avons utilisé un PMC avec 20 neurones cachés. Ce nombre a été défini expérimentalement. Nous avons fixé le nombre maximum d'itérations à 200 et l'erreur minimum à 0.01. Pour évaluer les performances de généralisation, nous avons utilisé une validation croisée d'ordre 10. La base de données est alors divisée en dix parties : parmi lesquelles, neuf sont utilisées pour l'apprentissage et une pour le test. Ce processus est répété 10 fois pour que tous les exemples soient utilisés dans le test.

Le tableau III.2 illustre les résultats obtenus avec trois différentes valeurs de la taille des fenêtres utilisées lors de l'apprentissage du réseau de neurones, à savoir : 30 secondes, une et deux minutes. Pour chaque taille de fenêtre, quatre (04) valeurs du nombre des coefficients d'auto-régression ont été utilisées (AR = 4, 5, 6, 8) [17] [18] [19].

D'après le tableau III.2, nous notons que les meilleurs résultats ont été obtenus avec 5 coefficients d'auto-régression et de fenêtres temporelles de 2 minutes. Il est à noter aussi qu'avec 5 coefficients, les résultats sont satisfaisants pour toutes les tailles de fenêtres. Ces résultats sont cohérents avec la littérature. En effet, dans [18], les auteurs ont eu les meilleures performances avec 4 coefficients, et dans [19] avec 6 coefficients.

AR	Taille des fenêtres						
	0.5 min			1min		2min	
	Taux	App.	Test	App.	Test	App.	Test
4	Min	99.15	81.81	98.31	83.24	98.31	53.84
	Max	100	87.91	100	88.73	100	90.10
	Moy	99.94	85.36	99.81	87.06	99.78	86.56
	±ecart	±0.21	±9.57	±0.37	±8.91	±0.39	±8.30
5	Min	98.31	81.92	98.30	85.76	98.30	83.29
	Max	100	90.98	100	90.16	100	90.82
	Moy	99.77	88.07	99.65	88.36	99.72	88.65
	± écart	±0.39	±8.50	±0.46	±7.66	±8.50	±8.43
6	Min	98.30	82.63	98.31	83.18	99.15	64.28
	Max	100	89.39	100	87.96	100	90.82
	Moy	99.95	86.13	99.87	85.69	99.90	84.63
	± écart	±0.22	±9.43	±0.32	±10.01	±0.26	±8.83
8	Min	99.15	78.79	99.15	77.96	99.15	61.53
	Max	100	87.19	100	87.91	100	86.97
	Moy	99.98	83.21	99.97	81.93	99.90	84.62
	±ecart	±0.11	±10.27	±0.14	±10.94	±0.26	±9.34

Tableau III.2 : les résultats de la classification de la base de données.

III.5. Conclusion :

Nous avons commencé ce chapitre en donnant une explication détaillée sur la méthode de rétro-propagation ainsi que de son algorithme et une brève présentation de la méthode d'auto-régression. Nous avons, ensuite, décrit le modèle utilisé pour la classification des signaux ECG.

Nous avons effectué des tests avec différentes valeurs de la taille des fenêtres et différent nombre de coefficients d'auto-régression. Nous avons noté que les meilleurs résultats ont été obtenus avec 5 coefficients d'auto-régression et de fenêtres temporelles de 2 minutes. Il est a noté aussi qu'avec 5 coefficients, les résultats sont satisfaisant pour toutes les tailles de fenêtres

*Conclusion
générale*

Conclusion générale

La reconnaissance assistée-par-ordinateur de l'arythmie est essentielle à la gestion des troubles cardiaques. Diverses techniques ont été utilisées pour classer les arythmies. Généralement, ces techniques ont des temps de traitement significativement longs. Dans ce travail, les signaux ECG sont modélisés à l'aide d'une analyse AR pour extraire les caractéristiques des signaux ECG. L'avantage de la modélisation AR est sa simplicité et qu'elle convient à la classification en temps réel. Nous utilisons, ensuite, les réseaux de neurones pour la classification. Nous avons utilisé ce système pour classer les signaux ECG en deux classes, normal ou avec arythmies. Pour évaluer ce système, nous avons utilisé la base de données « MIT-BIH Arrhythmia », et nous avons effectué des tests avec différentes tailles des fenêtres temporelles et différents nombres de coefficients d'auto-régression. Les résultats obtenus ont été satisfaisants ce qui montre les bonnes performances des réseaux de neurones dans le domaine de la classification des ECG.

Bibliographie

Bibliographies

- [1] HAYKIN, Simon. Neural networks and learning machines, –3rd ed., Copyright by Pearson Education. Inc., Upper Saddle River, New Jersey, 2009, vol. 7458.
- [2] SAMARASINGHE, Sandhya. Neural Networks for Applied Sciences and Engineering. 2006.
- [3] NEMISSI, Mohamed. Classification et reconnaissance des formes par algorithmes hybrides. Thèse de doctorat. Université du Guelma 2009
- [4] ATKINSON, Peter M. et TATNALL, Adrian RL. Introduction neural networks in remote sensing. International Journal of remote sensing, 1997, vol. 18, no 4, p. 699-709.
- [5] WEINHAUS, Anthony J. et ROBERTS, Kenneth P. Anatomy of the human heart. In : Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices. Humana Press, 2005. p. 51-79.
- [6] SCHMIDT, Robert F., LANG, Florian, et HECKMANN, Manfred (ed.). Physiologie des menschen: mit pathophysiologie. Springer-Verlag, 2007. Or
- [7] IAIZZO, Paul A. (ed.). Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices. Springer Science & Business Media, 2009
- [8] GOLDBERGER, Ary L., *et al.* Goldberger: clinical electrocardiography: a simplified approach. 2013.
- [9] AMRI, Mohamed C. Développement et réalisation d'un électrocardiographe ECG. Mémoire de master. Université M'Hamed Bougera-Boumerdes
- [10] <https://fr.my-ekg.com/generalites-ecg/derivations-ecg.html>
- [12] CLIFFORD, Gari D., AZUAJE, Francisco, MCSHARRY, Patrick, et al. Advanced methods and tools for ECG data analysis. Boston: Artech house, 2006
- [13] KASTOR, John A. (ed.). Arrhythmias. WB Saunders Company, 2000.
- [14] LOONEY, Carl G., et al. Pattern recognition using neural networks: theory and algorithms for engineers and scientists. New York: Oxford University Press, 1997.

- [15] SHIMAN, F., SAFAVI, S. H., VANEGHI, F. M., et al. EEG feature extraction using parametric and non-parametric models. In: Proceedings of 2012 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics. IEEE, 2012. p. 66-70.
- [16] <https://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>
- [17] GUPTA, Varun et MITTAL, Monika. KNN and PCA classifier with autoregressive modelling during different ECG signal interpretation. *Procedia Computer Science*, 2018, vol. 125, p. 18-24.
- [18] GE, Dingfei, SRINIVASAN, Narayanan, et KRISHNAN, Shankar M. Cardiac arrhythmia classification using autoregressive modeling. *Biomedical engineering online*, 2002, vol. 1, no 1, p. 5.
- [19] PADMAVATHI, K. et RAMAKRISHNA, K. Sri. Classification of ECG signal during atrial fibrillation using autoregressive modeling. *Procedia Computer Science*, 2015, vol. 46, p. 53-59.