

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 électrocardiographique ECG par
les réseaux de neurones artificiels**

Présenté par :

LATRECHE Mokhtar

Sous la direction de :
Dr. BOUKAACHE Abdelnour

Juillet 2021

Remerciement

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

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon directeur de mémoire, Monsieur Abdelnour BOUKAACHE Docteur à l'université 08 Mai 1945 à Guelma. Je le remercie de m'avoir assuré le suivi de cette mémoire.

Son expérience et son aide scientifique m'ont été essentielles.

Sa disponibilité ainsi que l'attention qu'il a porté à ce travail ont été un atout précieux dans l'avancement de cette étude. Je le remercie pour ses conseils et ses critiques, pour sa disponibilité et ses discussions enrichissantes et précieuses.

J'adresse mes sincères remerciements à tous les professeurs, intervenants et toutes les personnes qui par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques ont guidé mes réflexions et ont accepté de me rencontrer et de répondre à mes questions durant mes études.

Je remercie mes très chers parents, qui ont toujours été là pour moi. Je remercie mes sœurs et mon frère pour leurs encouragements.

Enfin, je remercie mes amis qui ont toujours été là pour moi. Leur soutien inconditionnel et leurs encouragements ont été d'une grande aide.

À tous ces intervenants, je présente mes remerciements, mon respect et ma gratitude.

Dédicace

Celle que dieu m'a aidée le faire.

*Mes plus chers être au monde : Ma mère et mon père leur amour, leur tendresse et
pour leur soutien moral et matériel durant toute les étapes de ma vie.*

A mon frère : Maamar

A mes sœurs : Ismahane, Hanene et Imane.

A tous mes chers amis

A mes amies.

A toute la famille sans exceptions.

Résumé

En examinant l'électrocardiogramme (ECG), il est possible de détecter tous les problèmes cardiaques. C'est l'un des tests les plus importants en médecine, pour voir les résultats de ce test, nous avons appliqué un réseau de neurones artificiels, un réseau perceptron multicouche pour prédire la classification des signaux ECG.

Un réseau de neurones artificiels perceptron multicouche est constitué d'un groupe de neurones de traitement installés de différentes manières. Chaque neurone reçoit le traitement d'un nombre quelconque d'entrées ou de variables et fournit un signal sortant. Les neurones de traitement sont regroupés en trois couches (couche d'entrée, couche cachée et couche de sortie) pour former l'architecture de ce réseau.

Le but de notre travail est d'obtenir une évaluation ECG pour chaque signal avec un taux d'erreur très faible et avec une grande précision.

Abstract

By examining the electrocardiogram (ECG), it is possible to detect any heart problems. This is one of the most important tests in medicine, to see the results of this test, we applied an artificial neural network, a multi-layered perceptron network to predict the classification of ECG signals.

A multi-layered perceptron artificial neural network is made up of a group of processing neurons installed in different ways. Each neuron receives the processing of any number of inputs or variables and provides an outgoing signal. The processing neurons are grouped into three layers (input layer, hidden layer and output layer) to form the architecture of this network.

The aim of our work is to obtain an ECG evaluation for each signal with a very low error rate and with high precision.

ملخص

من خلال فحص مخطط كهربية القلب (ECG)، من الممكن اكتشاف أي مشاكل في القلب. يعد هذا أحد أهم الاختبارات في الطب، لمعرفة نتائج هذا الاختبار، قمنا بتطبيق شبكة عصبية اصطناعية، وهي شبكة متعددة الطبقات للإدراك البصري للتنبؤ بتصنيف إشارات مخطط كهربية القلب.

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات الإدراكية الحسية من مجموعة من الخلايا العصبية المعالجة المثبتة بطرق مختلفة. يتلقى كل خلية عصبية معالجة أي عدد من المدخلات أو المتغيرات وتوفر إشارة صادرة. يتم تجميع الخلايا العصبية المعالجة في ثلاث طبقات (طبقة الإدخال والطبقة المخفية وطبقة الإخراج) لتشكيل بنية هذه الشبكة.

الهدف من عملنا هو الحصول على تقييم ECG لكل إشارة بمعدل خطأ منخفض للغاية وبدقة عالية.

Sommaire

Liste de figures	
Liste de tableaux	
Liste des abréviations	
Introduction générale.....	1

Chapitre I : Généralités sur le signal électrocardiographique ECG

1. Introduction :.....	3
2. Anatomie du cœur :.....	3
3. Le système mécanique du cœur :.....	4
4. Le système électrique du cœur :.....	5
5. Dérivations d'électrocardiographie :.....	5
5.1. Dérivations bipolaires :.....	5
5.2. Dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF :.....	6
5.3. Dérivations unipolaires précordiales :.....	7
6. Le signal Electrocardiogramme ECG :.....	8
7. Principe de l'électrocardiogramme (ECG) :.....	8
8. Les ondes et les intervalles d'un ECG :.....	9
8.1. Les ondes d'un ECG normal :.....	10
8.1.1. Onde P :.....	10
8.1.2. Complexe QRS :.....	10
8.1.3. Onde T :.....	10
8.1.4. Onde U :.....	10
8.2. Les intervalles d'un ECG :.....	10
8.2.1. Intervalle P-R ou P-Q :.....	10
8.2.2. Intervalle QT :.....	11
8.2.3. Segment ST :.....	11
8.2.4. L'intervalle P-P :.....	11
8.2.5. L'intervalle R-R :.....	11
9. Artefacts visibles sur l'ecg :.....	11
10. Les types de battements et les différentes pathologies correspondantes :.....	11
10.1. Le rythme cardiaque normal :.....	11
10.1.1. Au repos :.....	11

10.1.2.	En activité :.....	12
10.2.	Les rythmes cardiaques anormaux :.....	12
10.2.1.	Rythmes cardiaques rapides (tachycardie) :.....	12
10.2.2.	Rythmes cardiaques lents (bradycardie) :.....	12
10.2.3.	Rythmes cardiaques irréguliers :.....	13
11.	Conclusion :.....	14

Chapitre II : Classification des signaux électrocardiographiques (ECG)

1.	Introduction :.....	15
2.	Les étapes de la classification automatique de l'ECG :.....	15
3.	Historique.....	16
4.	Les réseaux de neurones artificiels (RNA) :.....	17
5.	Notions de base sur les réseaux de neurones :.....	18
5.1.	Neurone biologique :.....	18
5.2.	Neurone artificiel (formel) :.....	19
6.	Modélisation à l'aide de réseaux de neurones :.....	20
6.1.	Modèle « boîte noire » :.....	20
6.2.	Modèle « boîte grise » ou hybride :.....	20
7.	Les Perceptrons:.....	21
7.1.	Le perceptron mono-couche :.....	21
7.2.	Le perceptron multicouche MLP (<i>Multi Layer Perceptron</i>) :.....	22
8.	Apprentissage des reseaux de neurones :.....	23
9.	Validation et Tests :.....	24
10.	Les caractéristiques de l'ECG utilisées :.....	25
10.1.	Transformation en ondelettes discrète (DWT) :.....	25
10.2.	Extraction de caractéristiques :.....	27
10.3.	Normalisation des vecteurs de caractéristiques :.....	29
11.	Conclusion :.....	30

Chapitre III : Résultats de classification des signaux ECG

1.	Introduction :.....	31
2.	Un aperçu sur la Base de données MIT-BIH:.....	31
3.	Classification en utilisant le réseau de neurones:.....	32
4.	Résultats expérimentaux :.....	33

5. Conclusion :	43
Conclusion générale	44

Bibliographie

Liste des figures

Figure I.1 : L'anatomie du cœur.....	4
Figure I.2 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires	6
Figure I.3 : Dérivations unipolaires.	7
Figure I.4 : Dérivations précordiales.	7
Figure I.5 : Allure d'un électrocardiogramme normal.	8
Figure I.6 : Traçage de l'ECG.....	9
Figure II.1 : Etapes de la classification automatique de l'ECG.....	15
Figure II.2 : Réseaux de neurones le plus utilisés.	18
Figure II.3 : Neurone biologique.	19
Figure II.4 : Représentation d'un neurone formel.	21
Figure II.5 : Perceptron multicouches.	23
Figure II.6 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones.	24
Figure II.7 : Ondelette de Haar.	26
Figure II.8 : Décomposition en sous-bandes avec transformée en ondelettes discrète à deux niveaux, où $g(n)$ est un filtre passe-haut et $h(n)$ est un filtre passe-bas.	27
Figure III.1 : Architecture du réseau de neurone utilisé.....	33
Figure III.2 : L'organigramme de la méthode utilisée dans ce travail.	34
Figure III.3 : Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la précision de la classification avec un réseau de neurones, répété 10 fois.....	36
Figure III.4 : précision globale de la classification en utilisons FS1.....	39
Figure III.5 : précision globale de la classification en utilisons FS2.	39
Figure III.6 : Nombre de battements mal classés dans chaque catégorie souhaitée (faux négatif).....	42
Figure III.7 : Nombre de battements mal classés dans chaque catégorie classée (faux positif).....	42

Liste des tableaux

Tableau III.1 : Signaux ECG utilisés.	35
Tableau III.2 : Résultats de l'ensemble FS1 avec 60 neurones dans la couche cachée.	37
Tableau III.3 : Résultats de l'ensemble FS1 avec 65 neurones dans la couche cachée.	37
Tableau III.4 : Résultats de l'ensemble FS2 avec 60 neurones dans la couche cachée.	37
Tableau III.5 : Résultats de l'ensemble FS2 avec 65 neurones dans la couche cachée.	38
Tableau III.6 : Résultats de la classification à l'aide de l'ensemble (FS1).....	40
Tableau III.7 : Résultats de la classification à l'aide de l'ensemble (FS2).....	40

Liste des abreviations

AHA : American Heart Association.

ANN : Artificial neural network (réseau neuronal artificiel).

APB: Atrial premature beat (battement prématuré auriculaire).

BAV : Bloc auriculo-ventriculaire.

BMP : Battements par minute.

DT : Decision trees (Les arbres de décision).

DWT : Discrete wavelet transformation (Transformation en ondelettes discrète).

ECG : Electrocardiogram (Électrocardiogramme).

FA : Fibrillation auriculaire.

FS1: Feature Set 1.

FS2: Feature Set 2.

KNN: k-Nearest Neighbors (Les plus proches voisins).

LBBB: Left bundle branch block beat (battement de bloc de branche gauche).

LD : Linear discrimination (La discrimination linéaire).

MIT-BIH: (MIT: Massachusetts Institute of Technology, BIH: Beth Israel Deaconess Medical Center).

MLP : Multilayer perceptron (perceptron multicouche).

N: Normal beat (battement normal).

PAC : Contraction auriculaire prématurée.

PB: paced beat (battement rythmé).

PVC: Premature ventricular contraction (contraction ventriculaire prématurée).

RBBB: Right bundle branch block beat (battement de bloc de branche droit).

SVM: Support vector machines (Les machines à vecteurs de support).

TSV : Tachycardie supraventriculaire.

WT : Wavelet transformation (Transformation en ondelettes).



Introduction générale

Introduction générale

L'électrocardiogramme (ECG) est de nature non invasive et utile dans le diagnostic des maladies cardiaques. En raison du taux de mortalité élevé des maladies cardiaques, une détection et une classification fidèles des arythmies ECG sont essentielles pour le traitement des patients dans les cliniques. Ces dernières années, de nombreux algorithmes ont été développés pour la détection et la classification des signaux. Les caractéristiques ECG peuvent être extraites dans le domaine temporel, dans le domaine fréquentiel, ou représentés comme des mesures statistiques. Bien que ces méthodes aient montré des résultats impressionnants dans certaines tâches de classification, elles n'ont généralement pas réussi à démontrer un pouvoir de discrimination aussi bien pour tous les types de battements ECG. La transformation en ondelettes (WT) ouvre une autre catégorie de méthodes qui représentent le signal dans différentes échelles. De plus, la transformation en ondelettes discrète (DWT) décompose un signal en plusieurs sous-bandes différentes. Les coefficients d'ondelettes obtenus à partir du processus de décomposition sont considérés comme le signal filtré dans les différentes sous-bandes. Les caractéristiques extraites de ces coefficients peuvent représenter efficacement les caractéristiques du signal d'origine. En conséquence, le DWT a suscité un grand intérêt pour la classification des formes des signaux ECG.

En ce qui concerne les classificateurs, les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont été largement utilisés dans les systèmes de diagnostic assisté par ordinateur (CAO). Parmi eux, le perceptron multicouche (MLP) est probablement le plus populaire. Le MLP conventionnel a démontré une précision impressionnante dans la classification des battements ECG.

Dans cet mémoire, nous avons choisis d'implémenter une méthode pour discriminer six types ou classes de battements ECG en utilisant des caractéristiques extraites dans le domaine temps-échelle (DWT) avec les réseaux de neurones artificiels. Une décomposition en ondelettes discrète à deux niveaux est appliquée à chaque battement ECG pour décomposer les signaux complexes QRS originaux en signaux dans différentes sous-bandes. Trois catégories de caractéristiques sont extraites du signal dans chaque sous-bande. Pour certaines maladies cardiaques, l'intervalle entre deux battements successifs, appelé intervalle RR,

fournit des informations utiles pour le diagnostic clinique. Ainsi, l'intervalle RR instantané est considéré comme une autre caractéristique importante pour la discrimination ECG.

Un réseau de neurone de type MLP est ensuite utilisé pour effectuer la tâche de classification. L'importance de l'intervalle RR instantané et le dimensionnement de réseau MLP dans la classification des battements ECG sont étudiés. Les résultats expérimentaux démontrent l'efficacité et l'efficacité de la méthode étudiée.

Le mémoire est organisé en trois chapitres, le premier chapitre contient des généralités sur les signaux électrocardiographiques ECG, leurs enregistrements, ses composants et ses différents types. Le deuxième chapitre introduit les notions de base de la classification, une description des différents outils utilisés pour l'implémentation tels que la transformée en ondelettes discrètes et les réseaux de neurones. Le dernier chapitre contient les résultats numériques de la méthode étudiée sur des signaux ECG de la base de données MIT – BIH.



*Généralités sur le signal
électrocardiographique
(ECG)*

1. Introduction :

Le cœur est un organe mécanique, musculaire et creux en forme de poire, situé entre les poumons au milieu de la poitrine, il bat de 60 à 100 fois par minute au repos chez un adulte, pompant ainsi le sang dans le corps. Il permet aux cellules de recevoir de l'oxygène et des nutriments, faisant de cet organe une extraordinaire pompe nécessaire à la vie. Elle mesure environ 13 centimètres de long et 8 centimètres de large et pèse moins de 500 grammes.

Il est considéré comme l'un des organes vitaux les plus importants du corps et peut provoquer de graves troubles. C'est pourquoi l'utilisation de 12 électrodes a été préférée dans la plupart des électrocardiogrammes (ECG) utilisés pour diagnostiquer les maladies cardiaques. Cela a été fait en installant ces électrodes sur le corps du patient. En utilisant certaines techniques et méthodes analytiques et électrophysiologie du cœur, certains troubles ou maladies peuvent être détectés.

2. Anatomie du cœur :

Le cœur est situé entre les poumons au milieu de la poitrine, derrière et légèrement à gauche du sternum. Une membrane à double couche appelée péricarde entoure le cœur comme un sac. La couche externe du péricarde entoure les racines des principaux vaisseaux sanguins du cœur et est attachée par des ligaments à la colonne vertébrale, au diaphragme et à d'autres parties du corps. La couche interne du péricarde est attachée au muscle cardiaque. Une couche de fluide sépare les deux couches de membrane, laissant le cœur bouger pendant qu'il bat.

Le cœur a 4 chambres, les chambres supérieures sont appelées oreillettes gauche et droite, et les chambres inférieures sont appelées ventricules gauche et droit. Une paroi musculaire appelée septum sépare les oreillettes gauche et droite et les ventricules gauche et droit. Le ventricule gauche est la chambre la plus grande et la plus forte du cœur. Les parois de la chambre du ventricule gauche ne mesurent qu'environ un demi-pouce d'épaisseur, mais elles ont suffisamment de force pour pousser le sang à travers la valve aortique et dans le corps [1].

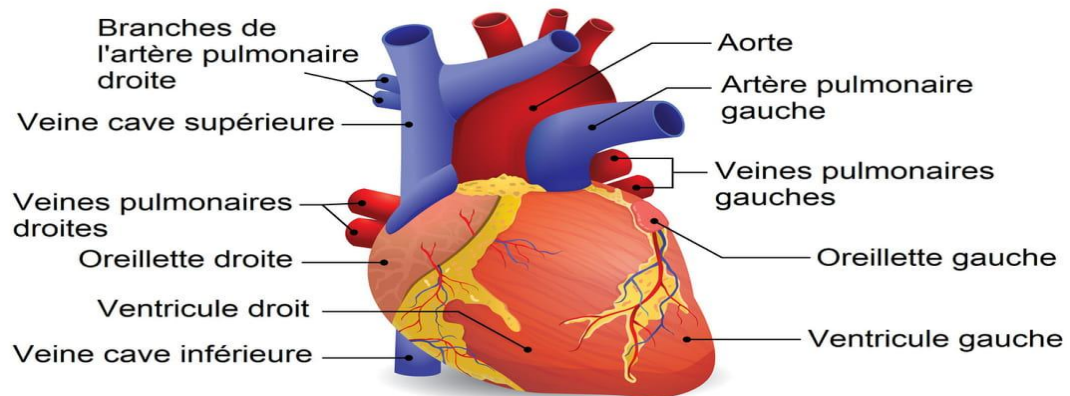


Figure I.1: L'anatomie du cœur.

3. Le système mécanique du cœur :

Le cycle de la circulation sanguine se répète constamment et se divise en deux périodes : la systole et la diastole.

La systole est la période correspondant à l'éjection du sang dans la grande et petite circulation. Elle se décompose en trois phases : la systole auriculaire, la contraction ventriculaire iso-volumique et la systole ventriculaire.

- La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang.
- La contraction ventriculaire iso-volumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent.
- La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

La diastole est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang. Cette période est composée de deux phases : la relaxation ventriculaire isométrique et la phase de repos.

- La relaxation ventriculaire fait suite à la systole. Les ventricules se relâchent, la pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire.
- La phase de repos est celle pendant laquelle le sang des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes [2].

4. Le système électrique du cœur :

Pour pomper le sang dans tout le corps, les muscles du cœur doivent travailler ensemble pour presser le sang dans la bonne direction, au bon moment et avec la bonne force. Des impulsions électriques coordonnent cette activité.

Le signal électrique commence au nœud sino-auriculaire, parfois appelé nœud sinusal ou SA. C'est le stimulateur cardiaque du cœur, et il se trouve en haut de l'oreillette droite. Le signal provoque la contraction des oreillettes, poussant le sang dans les ventricules.

L'impulsion électrique se déplace ensuite vers une zone de cellules au bas de l'oreillette droite, entre les oreillettes et les ventricules, appelée nœud auriculo-ventriculaire ou AV. Ces cellules agissent comme un gardien. Ils coordonnent le signal afin que les oreillettes et les ventricules ne se contractent pas en même temps. Il doit y avoir un léger retard.

De là, le signal se déplace le long des fibres, appelées fibres de Purkinje, à l'intérieur des parois ventriculaires. Les fibres transmettent l'impulsion au muscle cardiaque, provoquant la contraction des ventricules [3].

5. Dérivations d'électrocardiographie :

Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps, selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le thorax et les membres. Chaque mesure de ces potentiels correspond à une dérivation de l'ECG. L'emplacement des électrodes est choisi de façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique-cardiaque.

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caractériser entièrement. Il est important d'avoir une standardisation de positionnement des électrodes (dérivations) pour que l'évaluation clinique du signal ECG soit faite. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivations complémentaires [4].

5.1. Dérivations bipolaires :

Elles ont été déterminées par Einthoven et ils sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuré entre deux électrodes. Elles sont obtenues à partir des potentiels du D_I , D_{II} , D_{III} obtenues par permutation des électrodes placées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche de la manière suivante :

$$D_I = V_L - V_R$$

$$D_{II} = V_F - V_R$$

$$D_{III} = V_F - V_L$$

Où V_R correspond au potentiel au bras droit, V_L correspond au potentiel au bras gauche et V_F correspond au potentiel dans la jambe gauche. La jambe droite est reliée à la masse. Les vecteurs obtenus forment alors un triangle équilatéral appelé triangle d'Einthoven.

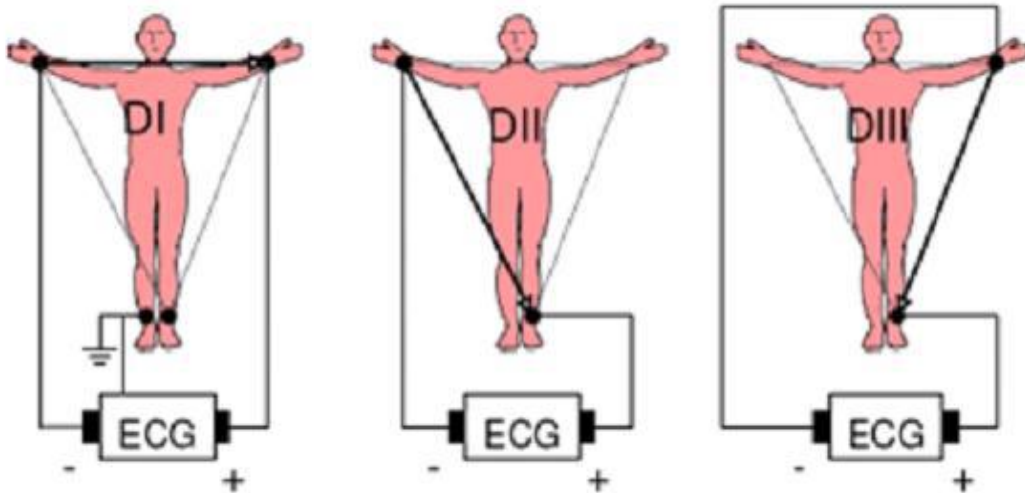


Figure I.2 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires.

5.2. Dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF :

Les dérivations unipolaires des membres permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Wilson et *al.* en 1934. Ces dérivations permettent de mesurer la tension entre un point de référence et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement.

Le point de référence est réalisé par la moyenne des signaux qui apparaissent sur les deux autres membres qui ne sont pas en observation. Ensuite, il a été amélioré par Goldberger en 1942. Goldberger a modifié le système des dérivations de Wilson pour obtenir trois dérivations unipolaires augmentées, appelées aVL, aVR et aVF.

La dénomination des électrodes de Goldberg est la suivante :

aVR : Bras droit.

aVL : Bras gauche.

aVF : Jambe gauche.

Le préfix « a » veut dire que le voltage est amplifié pour obtenir un tracé de même amplitude que D_I , D_{II} , D_{III} .

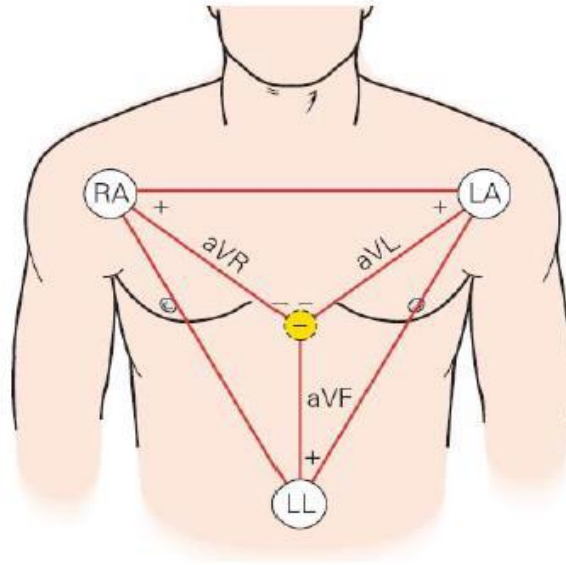


Figure I.3: Dérivations unipolaires.

5.3. Dérivations unipolaires précordiales :

Ce sont des dérivations unipolaires mises au point par Wilson (Wilson et *al.* 1944). Elles sont posées sur le thorax et sont désignées par la lettre V suivie du numéro de leur emplacement. Le potentiel de l'électrode exploratrice est pris par rapport à la moyenne des potentiels V_L , V_R et V_F . Six points, définis par Wilson, permettent d'obtenir les dérivations V1 à V6. Leur emplacement est représenté sur la figure 4.

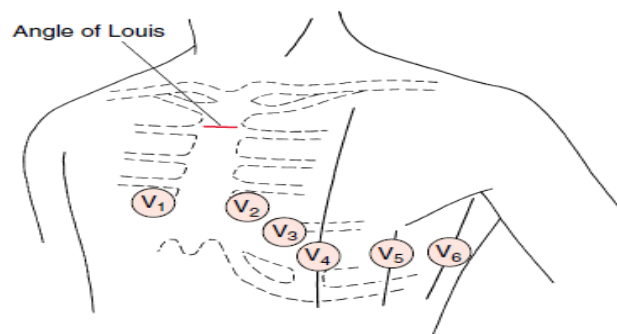


Figure I.4: Dérivations précordiales.

- V1 : 4^{ème} espace intercostal, bord droit du sternum (ligne par asternale).
- V2 : 4^{ème} espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne par asternale).
- 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.

6. Le signal Electrocardiogramme ECG :

L'électrocardiogramme est une représentation du potentiel électrique du cœur qui commande l'activité musculaire de celui-ci. Les potentiels électriques ou «potentiels d'action» correspondent à la dépolarisation transitoire de la membrane des cellules cardiaques. La différence de concentration ionique intra et extracellulaire produit une différence de tension origine du potentiel d'action qui va permettre la contraction du cœur.

L'ECG se présente comme une suite de déflexions (ondes) correspondant chacune à une phase de fonctionnement du cœur [5].

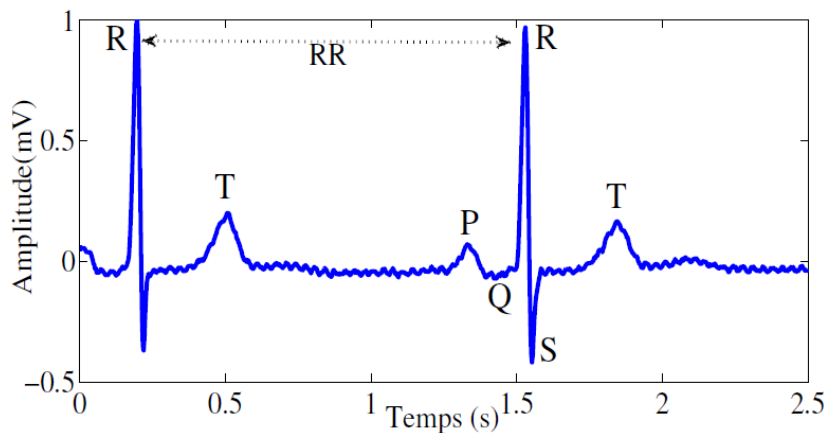


Figure I.5: Allure d'un électrocardiogramme normal.

7. Principe de l'électrocardiogramme (ECG) :

Le principe de l'enregistrement de l'ECG est, à peu près, celui qui fut proposé par Einthoven : grâce à deux électrodes collées à la surface de la peau, on enregistre la différence de potentiel entre deux points diamétralement opposés par rapport au cœur, ce signal étant directement corrélé au déplacement de l'impulsion électrique dans les fibres du muscle cardiaque.

L'activité électrique instantanée peut être définie par un vecteur orienté suivant la différence de potentiel présente dans le cœur, et de module proportionnel à celle-ci. Le couple d'électrodes enregistre à chaque instant l'amplitude de la projection de ce vecteur suivant leur axe [6].

8. Les ondes et les intervalles d'un ECG :

Le processus de dépolarisation et de repolarisation des structures myocardiques se présente dans l'ECG comme une séquence de déflexions ou ondes superposées à une ligne de potentiel zéro, appelée ligne isoélectrique ou ligne de base. Ces déflexions sont dites positives si elles sont situées au-dessus de la ligne isoélectrique sinon elles sont dites négatives. Pour chaque battement cardiaque l'ECG enregistre principalement trois ondes successives comme montré sur la figure suivante [4], [5].

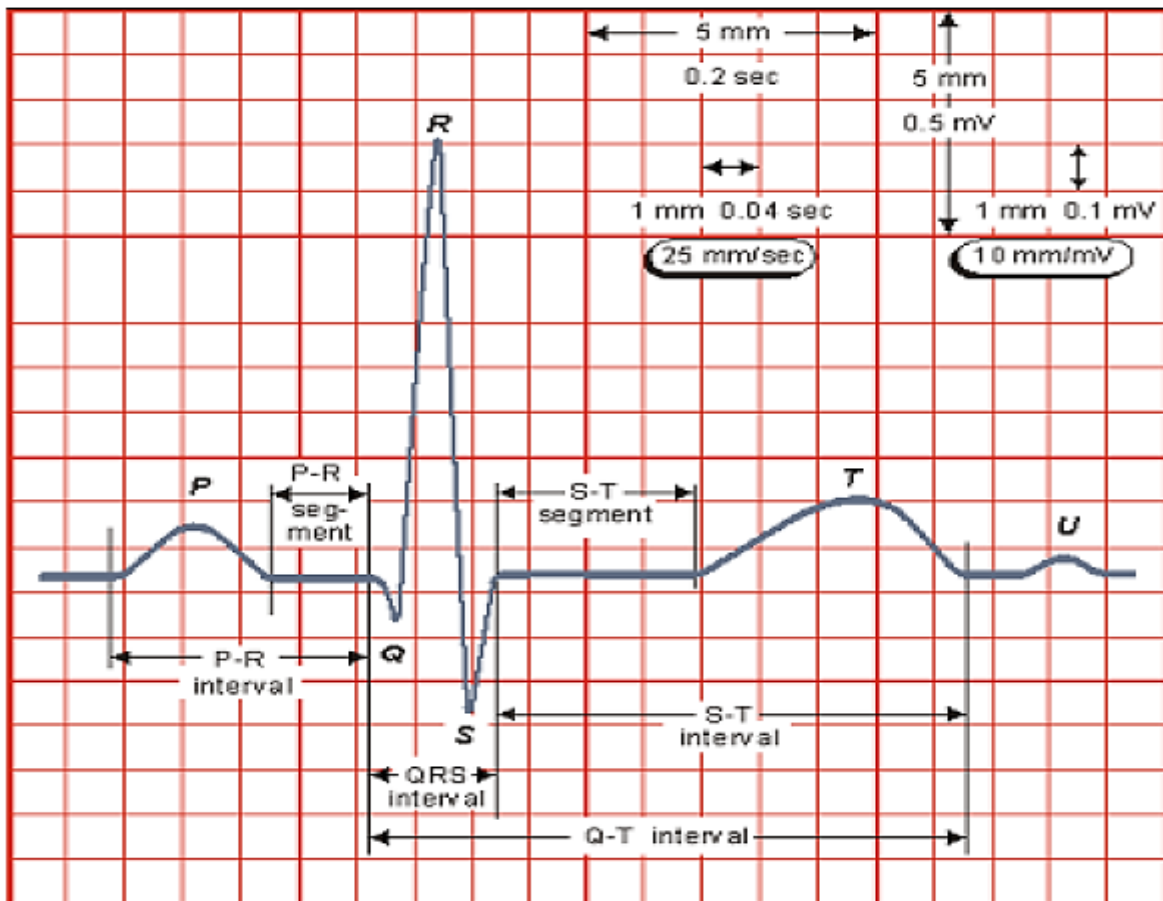


Figure I.6 : Traçage de l'ECG.

8.1. Les ondes d'un ECG normal :

8.1.1. Onde P :

Elle est liée à la dépolarisation auriculaire. C'est une onde arrondie de petite amplitude (inférieure ou égale à 0,2 mV), sa durée est d'environ 120 ms. Les ondes P auriculaires précèdent régulièrement les complexes ventriculaires (QRS). La repolarisation auriculaire n'est pas visible sur l'ECG normal car elle est masquée par la dépolarisation ventriculaire.

8.1.2. Complexe QRS :

C'est l'onde la plus pertinente, elle correspond à l'activation et la dépolarisation ventriculaire. Cette onde est couramment appelée : battement cardiaque, sa durée est de l'ordre de 80 ms et son amplitude variable est comprise entre 5 et 20 mV.

Il est constitué de trois ondes :

- L'onde Q : première déflexion négative.
- L'onde R : première déflexion positive.
- L'onde S : déflexion négative qui suit l'onde R.

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

8.1.3. Onde T :

Elle est le témoin électrique de la repolarisation du muscle myocardique. Sa durée est imprécise du fait de sa fin progressive. Elle est généralement dirigée dans le même sens que le complexe QRS. Sa forme est asymétrique, avec un premier versant en pente faible, et un deuxième versant descendant en pente rapide.

8.1.4. Onde U :

Est une déflexion positive qui est parfois observée après l'onde T mais elle n'est pas utilisée pour le diagnostic.

8.2. Les intervalles d'un ECG :

8.2.1. Intervalle P-R ou P-Q :

Correspond au délai entre la dépolarisation de l'oreillette et celle du ventricule. C'est le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His et le réseau de Purkinje, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires. Il représente le temps de conduction auriculo-ventriculaire.

8.2.2. Intervalle QT :

Cet intervalle va du début du complexe QRS à la fin de l'onde T, il représente la durée de l'activation ventriculaire. Sa durée est inversement proportionnelle à la rapidité du rythme cardiaque soit, plus le rythme est rapide, plus QT est court.

8.2.3. Segment ST :

Il correspond au début de la repolarisation ventriculaire. Il est généralement isoélectrique et suit horizontalement la ligne de base.

8.2.4. L'intervalle P-P :

Représente le cycle cardiaque. Classiquement, il n'est pas mesuré.

8.2.5. L'intervalle R-R :

Sépare les sommets de deux ondes R successives et représente le cycle de repolarisation ventriculaire. Il est associé à la période cardiaque.

9. Artefacts visibles sur l'ECG :

Sur tout enregistrement électrocardiographique, des événements indésirables appelés artefacts peuvent apparaître et brouiller le tracé. Le problème est surtout posé dans le cas d'un traitement automatique où la présence de ces bruits peut induire en erreur le diagnostic final. Ces perturbations ont fait l'objet de plusieurs études, mais certaines d'entre elles restent encore difficiles à traiter de manière automatique. Ces bruits peuvent avoir plusieurs origines : techniques, physiques, pathologiques, ou pharmacologiques [7].

10. Les types de battements et les différentes pathologies

10.1. Le rythme cardiaque normal :

10.1.1. Au repos :

Le rythme cardiaque normal (personne âgée et adulte) est généralement compris entre 60 et 100 battements par minute (BPM). Cela varie en fonction de l'activité physique et de l'hygiène de vie d'une personne : le rythme cardiaque normal chez les personnes qui pratiquent beaucoup d'exercices, comme les athlètes, pourrait même être légèrement inférieur.

10.1.2. En activité :

Il est plus difficile de déterminer le rythme cardiaque normal lorsque l'on fait de l'exercice car notre âge, notre hygiène de vie et le type d'exercice pratiqué peuvent avoir un impact [8].

10.2. Les rythmes cardiaques anormaux :

Certains rythmes cardiaques anormaux (également appelés arythmies) sont rapides, d'autres sont lents et certains sont irréguliers. Le traitement d'une arythmie dépend du type de battement anormal.

10.2.1. Rythmes cardiaques rapides (tachycardie) :

a) Tachycardie supraventriculaire (SVT)

Dans le rythme cardiaque anormal appelé tachycardie supraventriculaire (TSV), l'impulsion électrique stimulant le cœur ne provient pas du nœud sinusal comme il se doit. Au lieu de cela, il provient d'une collection de tissu impliquant le nœud auriculo-ventriculaire (AV), et les impulsions électriques sont générées à un rythme rapide, ce qui peut entraîner 280 battements cardiaques par minute.

b) Flutter auriculaire

Le flutter auriculaire se produit lorsque des signaux déclenchés rapidement provoquent une contraction rapide des muscles des cavités supérieures du cœur (les oreillettes), entraînant un rythme cardiaque très rapide et régulier.

c) Tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire est un type dangereux de rythme cardiaque rapide généralement associé à une trop faible quantité de sang éjecté du cœur (faible débit cardiaque). La tachycardie ventriculaire survient dans les cavités inférieures du cœur (les ventricules) à partir de tissus qui génèrent un rythme cardiaque rapide et irrégulier. La tachycardie ventriculaire est une urgence potentiellement mortelle qui peut nécessiter une thérapie par choc électrique [8].

10.2.2. Rythmes cardiaques lents (bradycardie) :

a) Bloc auriculo-ventriculaire (AVB)

Le bloc auriculo-ventriculaire (AV) se produit lorsque certains ou tous les signaux électriques voyageant des cavités supérieures du cœur (les oreillettes) vers les cavités

inférieures (les ventricules) sont altérés ou ne parviennent pas à se transmettre. Ceci est souvent appelé «bloc cardiaque» ou «bloc AV». Dans cette condition, les oreillettes peuvent se contracter à un rythme normal, mais les signaux envoyés aux ventricules sont «bloqués». Il existe différents types de bloc AV, selon le mécanisme à l'origine du blocage [8]. Par exemple :

- Le blocage AV du deuxième degré se produit lorsque l'impulsion électrique des oreillettes est bloquée à chaque certain nombre de battements.
- En bloc AV complet, aucun des signaux ne passe par le nœud auriculo-ventriculaire, laissant les ventricules générer leur propre rythme.

10.2.3. Rythmes cardiaques irréguliers :

a) Contraction auriculaire prématurée (PAC)

Dans la contraction auriculaire prématurée (PAC), une impulsion électrique générée dans la chambre supérieure du cœur «se déclenche» tôt. Cela fait battre le cœur plus tôt que la normale, ce qui entraîne un rythme cardiaque irrégulier. Les PAC ne nécessitent généralement pas de thérapie.

b) Contraction ventriculaire prématurée (PVC)

Dans la contraction ventriculaire prématurée (PVC), les cavités cardiaques inférieures (les ventricules) génèrent une impulsion précoce qui fait battre le cœur plus tôt que la normale, entraînant une irrégularité du rythme cardiaque.

Le PVC ne nécessite généralement pas de traitement, en particulier s'il se produit rarement. Les PVC plus fréquents nécessitent un traitement avec des médicaments. La cause du PVC doit être recherchée car elle peut refléter une maladie du muscle cardiaque [8].

c) Fibrillation auriculaire (FA)

Dans la fibrillation auriculaire (FA), de nombreux sites dans les cavités supérieures du cœur (les oreillettes) génèrent des impulsions électriques irrégulières qui provoquent un rythme cardiaque irrégulier. La fibrillation auriculaire est inhabituelle chez les enfants. La thérapie par choc électrique, dans laquelle le cœur est «choqué» pour revenir à un rythme normal, et des médicaments sont utilisés pour traiter la fibrillation auriculaire.

11. Conclusion :

A travers ce chapitre, nous avons présenté l'anatomie du système cardiovasculaire ainsi que son activité mécanique et électrique ensuite nous avons introduit les dérivations d'électrocardiographie pour comprendre l'origine du signal ECG, puis nous avons expliqué les ondes et les intervalles d'un ECG, à la fin nous avons consacré une section à mentionner les types de battements cardiaques, en plus des pathologies les plus courantes.



*Classification des signaux
électrocardiographiques
(ECG)*

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, nous cherchons à implémenter un système de classification des signaux électrocardiographiques en six (06) classes ou types.

2. Les étapes de la classification automatique de l'ECG.:

La chaîne typique de traitements nécessaires pour la classification des signaux, en particulier l'ECG, est composée des phases suivantes :

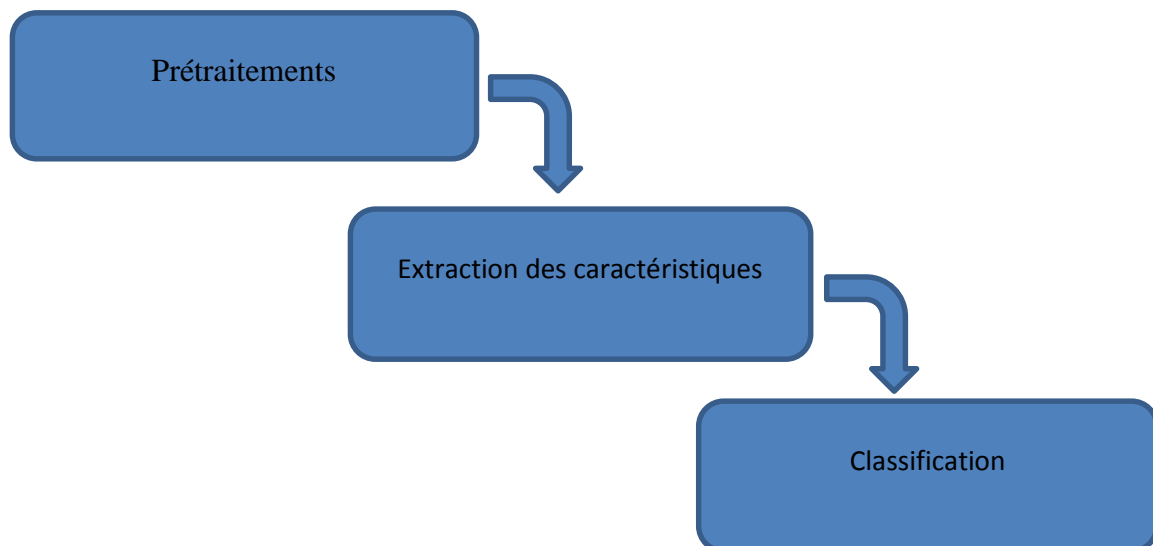


Figure II.1 : Etapes de la classification automatique de l'ECG.

- a) **Prétraitements** : dans cette phase, une série de prétraitements est appliqué aux signaux ECG afin de les préparés à l'étape suivante. Par exemple : la détection des positions des pics R.
- b) **Extraction des caractéristiques** : C'est la phase la plus délicate de la chaîne puisque le signal subit une série de transformation ou opérations afin d'extraire les informations discriminantes ou caractéristiques du signal qui seront utiles pour la prise de décision ou classification correcte du signal ECG.

c) **Classification** : dans cette étape, le signal ou le battement ECG sera classé dans une catégorie ou classe suivants les caractéristiques extraites.

Il existe différentes méthodes de classification utilisées dans le processus de reconnaissance des formes qui ont leurs propres capacités et caractéristiques. Elles sont citées et décrites brièvement comme suit :

- Les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Networks*, ANN).
- Les machines à vecteurs de support (*Support vector machines*, SVM).
- La discrimination linéaire (*Linear discrimination*, LD).
- Les arbres de décision (*Decision trees*, DT).
- Les plus proches voisins (*k-Nearest Neighbors*, KNN).

Dans ce travail on va utiliser les réseaux de neurones artificiels.

3. Historique

Les premiers travaux sur les réseaux de neurones ont été menés par Mc Culloch et Pitts en 1943. Leur but était de comprendre les propriétés des systèmes nerveux à partir de composants élémentaires. Grâce à des modèles à base neurones simplifiés, les neurones formels, ils montrent qu'il est possible de construire des systèmes vérifiant la définition de Turing pour les machines à calculer à usage général et donc capables de calculer des fonctions logiques. En 1949, Donald Hebb s'attaque au problème de l'apprentissage : la loi de Hebb décrit la manière dont les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions qui les relient.

Dans les années 50, des chercheurs ont commencé à développer des modèles software mais aussi hardware pour simuler les fonctions de bas niveaux du système nerveux. En 1956, une grande conférence à Darmouth sur le thème de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage a été le point de départ de l'âge d'or des R.N. et d'I.A.

Peu de temps après, Rosenblatt crée le premier Perceptron un réseau de neurones artificiels capable de classer des individus en catégories de façon robuste capable de conserver ses performances face à des données bruitées et à des dégradations de sa structure (pertes de cellules, modifications d'une partie des connexions). De son côté, Widrow propose l'Adaline ou élément linéaire adaptatif : le premier réseau de neurones destiné à résoudre un problème du monde réel : la suppression d'échos sur une ligne téléphonique. En 1965, Nilsson publie

"Machine Learning" qui donne les fondements mathématiques de l'apprentissage automatique pour la reconnaissance des formes. Après des débuts prometteurs, les réseaux de neurones subissent la concurrence des techniques de calculs plus classiques et tombent en désuétude suite notamment aux critiques de Minsky et Papert en 1969. Ceux-ci mettent en évidence l'incapacité des réseaux à une couche à calculer un simple XOR et les difficultés théoriques posées par l'apprentissage dans les réseaux multicouches. Les autres techniques d'intelligence artificielle vont avoir les faveurs des chercheurs pendant dix ans avant de montrer elles-mêmes leurs limites. Les réseaux de neurone vont renaître dans les années 80 avec les travaux de Hopfield en 82 sur les réseaux entièrement interconnectés, McClelland, Rumelhart et Hinton qui introduisent l'algorithme de rétropropagation en 86, Kohonen 82 qui introduit les cartes auto-organisatrices à apprentissage non supervisé.

Actuellement l'utilisation des réseaux de neurones est importante et la recherche continue à mobiliser les énergies. Plusieurs articles ont été publiés sur les apports réciproques des algorithmes génétiques, la logique floue et des R.N [6].

4. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) occupent aujourd'hui une place prépondérante dans plusieurs domaines des sciences de l'ingénieur. Cependant les scientifiques sont toujours impressionnés par l'architecture du système neuronal humain. La structure d'un neurone artificiel est en fait inspirée de la structure des neurones biologiques. Les principales structures biologiques des neurones ont toutes leur équivalent artificiel, ceci ayant pour but de reproduire leur fonctionnement de la meilleure façon possible.

Les réseaux de neurones constituent une des composantes importantes du domaine de l'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones artificiels, pour les différencier des réseaux de neurones biologiques, sont composés de neurones artificiels simples, petites fonctions mathématiques, qui sont montés en réseau, permettent de former des fonctions complexes très utiles. Par analogie aux neurones biologiques, les neurones artificiels ont pour but de reproduire des raisonnements intelligents d'une manière artificielle. Ces neurones peuvent adopter certaines qualités habituellement propres au biologique, c'est-à-dire, la généralisation, l'évolutivité, et une certaine forme de déduction.

Les RNA (ou ANN) constituent une approche alternative de modélisation des systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de neurones élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque neurone élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [7].

La figure ci-dessous montre les types de réseaux de neurones les plus fréquemment utilisés :

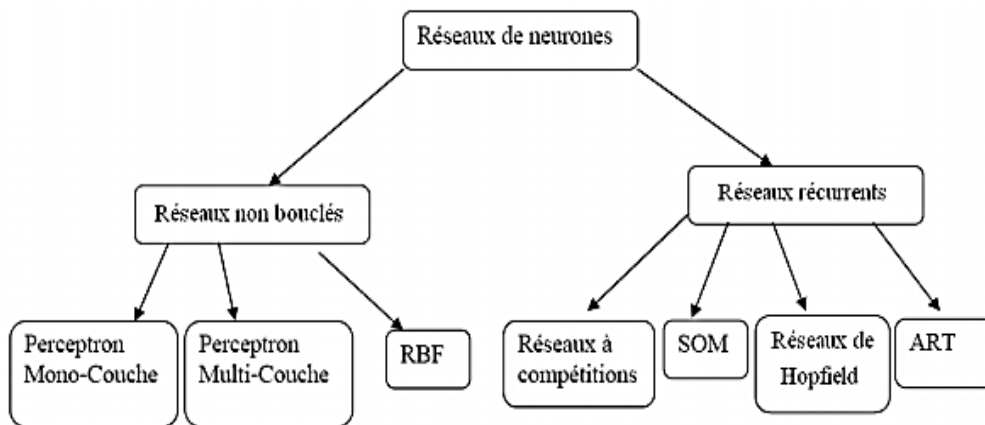


Figure II.2 : Réseaux de neurones le plus utilisés

5. Notions de base sur les réseaux de neurones :

5.1. Neurone biologique :

Le neurone biologique est un corps cellulaire composé entre autres de *dendrites* et d'un *axone*. Des informations électriques (provenant du système nerveux) arrivent par les dendrites qui sont les entrées du neurone. Un signal électrique (de type impulsion) peut être émis le long de l'axone si les signaux électriques arrivant par les dendrites excitent assez le neurone (c.-à-d. passage d'un seuil d'excitation).

Ainsi les axones des neurones (sorties) sont connectés aux dendrites d'autres neurones par les synapses, ce qui fait de notre cerveau un réseau extrêmement complexe de neurones,

compte tenu que nous possédons plusieurs milliards de neurones et que chaque neurone peut avoir plusieurs milliers de dendrites. Les synapses jouent un rôle important car elles sont le lien entre la sortie d'un neurone et l'entrée d'un autre neurone.

L'influx nerveux passe par ces synapses, qui peuvent inhiber ou laisser passer le signal nerveux. Si l'amplitude du signal arrivant à la synapse est assez élevée, alors elle laissera passer le signal, sinon il sera inhibé.

La synapse est capable de s'adapter pour laisser passer le signal ou empêcher son passage : ce mécanisme d'adaptation est à la base de l'apprentissage de notre cerveau [6].

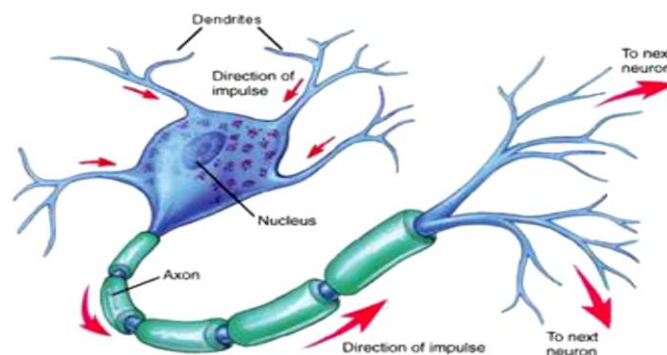


Figure II.3 : Neurone biologique.

5.2. Neurone artificiel (formel) :

Un neurone formel est une minuscule structure qui traite les influx nerveux qui arrivent (*inputs*), chacun selon son importance relative, et qui émet un signal de sortie (*output*). Les neurones artificiels reproduisent le même procédé, recevant chaque signal d'entrée (*input*) pondéré par un poids (*weight*). Ces poids sont aussi appelés poids synaptiques, par analogie. Les intrants pondérés, habituellement (mais pas toujours) sommés, sont ensuite comparés à un seuil d'activation puis transmis dans la fonction du neurone (habituellement une fonction très simple). Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions d'activation les plus souvent utilisées font appel aux fonctions mathématiques telles que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes. Elles produisent l'extrait (*output*) désiré. Dans les neurones biologiques, les intrants et extrants sont des influx électriques, représentés artificiellement par des valeurs numériques.

Habituellement, les neurones sont reliés ensemble en réseaux, les neurones d'un niveau (les réseaux de neurones sont habituellement bâtis en niveaux hiérarchiques) passant leurs extrants aux neurones du niveau suivant (devenant les intrants des neurones suivants).

D'une manière générale, un neurone constitue un minuscule élément, capable de gérer une fonction simple qui décrit le neurone formel [6].

6. Modélisation à l'aide de réseaux de neurones :

Deux principales stratégies de modélisation qui emploient des réseaux de neurones peuvent être distinguées : la première appelée l'approche par boîte noire, quand le processus entier est représenté avec réseau neuronal approprié, et l'approche classique qui passe par la modélisation traditionnelle du processus avec modèle mathématique. En plus de ces deux stratégies, il existe l'approche hybride entre les deux méthodes [9].

6.1. Modèle « boîte noire » :

Le terme de « *boîte noire* » s'oppose aux termes de « *modèle de connaissance* » ou « *modèle de comportement interne* » qui désignent un modèle mathématique établi à partir d'une analyse physique (ou chimique, physico-chimique, économique, etc.) du processus que l'on étudie. Ce modèle peut contenir un nombre limité de paramètres ajustables, qui possèdent une signification physique.

6.2. Modèle « boîte grise » ou hybride :

Les réseaux de neurones peuvent être aussi utilisés pour l'élaboration de modèle « *boîte grise* », intermédiaire entre les modèles « *boîtes noires* » et les modèles de connaissance. Lorsque des connaissances, exprimables sous forme d'équations, sont disponibles, mais insuffisantes pour concevoir un modèle de connaissance satisfaisant, on peut avoir recours à une modélisation "boîte grise" (ou modélisation semi-physique) qui prend en considération à la fois les connaissances et les mesures. Une telle démarche peut concilier les avantages de l'intelligibilité d'un modèle de connaissance avec la souplesse d'un modèle comportant des paramètres ajustables [11].

7. Le perceptron :

7.1. Le perceptron monocouche :

Le perceptron est le premier modèle des réseaux de neurones inventé en 1957 par Frank Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples, il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [12]. Il se compose de :

- Un neurone possédant des entrées.
- Chaque entrée possède un poids.
- La sortie est une fonction du poids et des entrées

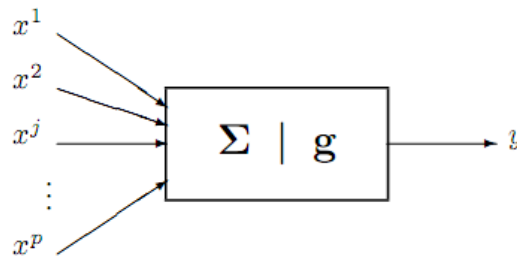


Figure II.4 : Représentation d'un neurone formel

Le neurone formel est un modèle qui se caractérise par un état interne y , des signaux d'entrée x_1, \dots, x_p et une fonction d'activation g .

$$y = h(x_1, \dots, x_p) = g\left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j x_j\right) \quad (\text{II.1})$$

α_0 : terme constant, étant appelé le biais du neurone.

La fonction d'activation opère une transformation d'une combinaison affine des signaux d'entrée. Cette combinaison affine est déterminée par un vecteur de poids α_i terme constant, étant appelé le biais du neurone associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage.

Les différents types de neurones se distinguent par la nature g de leur fonction d'activation.

Les principaux types sont :

- *Linéaire* : g est la fonction identité
- *Seuil*
- *Sigmoïde*
- *Radiale*
- *Softmax*
- *ReLU*

Avec le développement de méthodes d'estimation d'erreur basées sur la minimisation d'un critère d'erreur par des calculs de dérivées pour l'estimation des poids, la fonction linéaire bornée s'est vue elle-même rapidement succédée par des fonctions d'activation dérivables. Ainsi la fonction tangente hyperbolique, communément appelée sigmoïde tangentielle, est de plus en plus employée : elle permet la définition de modèles qui convergent rapidement. Afin de contourner la restriction intrinsèque que représente l'utilisation de cette fonction d'activation dans ses zones de saturation, il convient de normaliser les données entre les bornes qui délimitent son comportement dynamique. Ce traitement présente en outre l'avantage d'équilibrer la contribution relative de toutes les variables si elles font l'objet d'une normalisation indépendante [10].

7.2. Le perceptron multicouche MLP (*Multi Layer Perceptron*) :

Le Perceptron multicouche (PMC ou MLP), est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie [61]. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur, ce réseau sera détaillé par la suite [12].

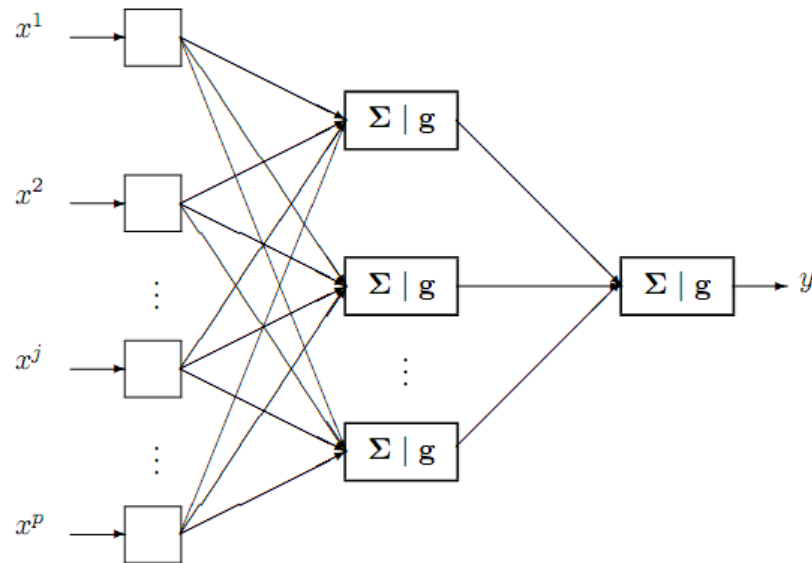


Figure II.5 : Perceptron multicouches

8. Apprentissage des réseaux de neurones :

L'apprentissage pour les réseaux de neurones formels, consiste à calculer les paramètres et les poids du réseau de neurone. Ceci est faite de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possible des sorties « désirées », qui peuvent être :

- a) le code de la classe à laquelle appartient la forme que l'on veut classer,
- b) la valeur de la fonction que l'on veut approcher ou
- c) la sortie du processus que l'on veut modéliser,
- d) la sortie souhaitée du processus à commander.

Les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones formels sont des algorithmes d'optimisation : ils cherchent à minimiser l'écart entre les réponses réelles du réseau et les réponses désirées, en modifiant les paramètres par étapes (appelées « itérations ») successives. La sortie du réseau de neurones s'adapte de mieux en mieux aux données au fur et à mesure que l'apprentissage se déroule. Mais l'erreur commise par le réseau de neurones en fin d'apprentissage n'est pas nulle. En effet, on ne cherche ni à faire passer la courbe par tous les points de mesures (car ceux-ci sont entachés de bruit) ni à reproduire le bruit de mesure : on

cherche au contraire à faire en sorte que l'erreur commise dans l'approximation effectuée par le réseau de neurones soit de l'ordre de grandeur du bruit qui affecte les mesures.

9. Validation et Tests :

Alors que les tests concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones hors échantillon et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau de neurones développé, des tests s'imposent afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal.

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation. Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage [9].

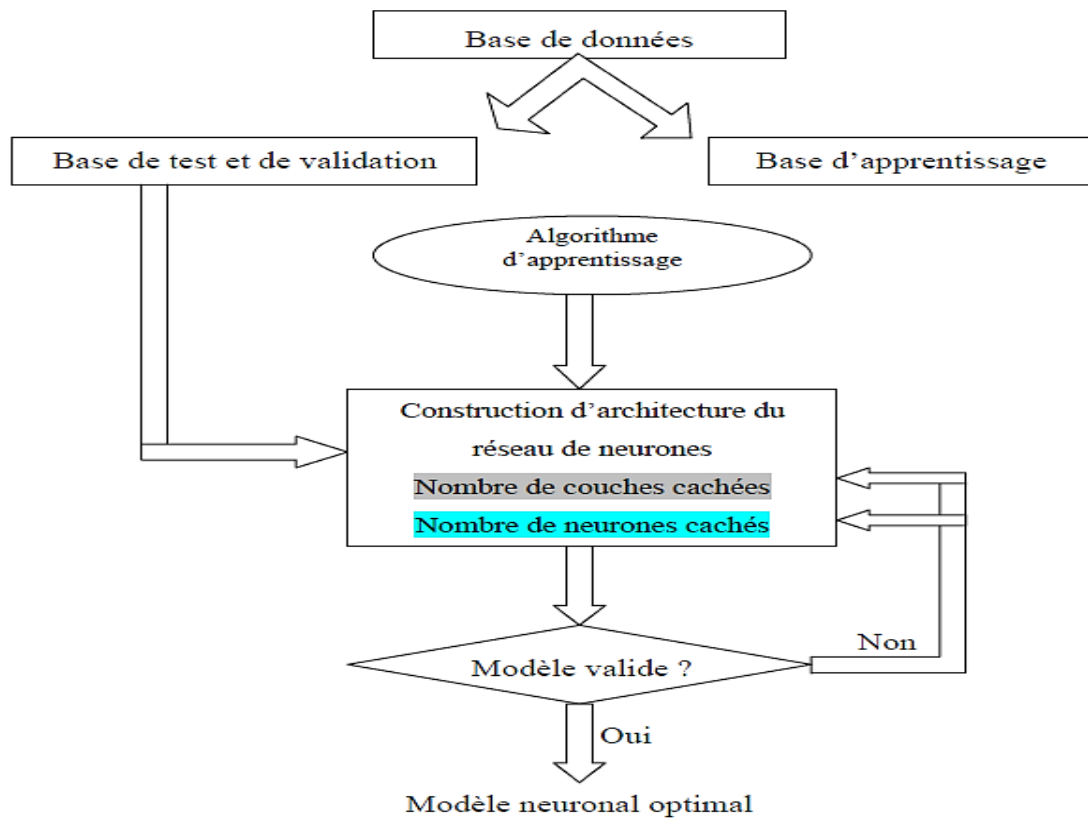


Figure II.6 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones.

10. Les caractéristiques de l'ECG utilisées :

Dans cette partie, nous allons décrire la méthode utilisée pour l'extraction des caractéristiques du signal ECG utilisées pour la classification. L'ensemble des caractéristiques utilisées sont extraits dans le domaine de la transformée en ondelettes discrète (DWT). Alors, la DWT est appliqué au battement ECG, puis certaines caractéristiques sont calculées pour les différents sous bandes de la DWT, ensuite ils sont normalisés avant d'être passée au réseau de neurones pour apprentissage et classification.

10.1. Transformation en ondelettes discrète (DWT) :

La transformation en ondelettes discrète a été largement utilisée dans les tâches de traitement du signal ces dernières années. L'avantage majeur du DWT est qu'il offre une représentation temps-fréquence du signal avec une bonne résolution temporelle à haute fréquence et une faible résolution temporelle à basse fréquence.

La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier avec une fonction de base complètement différente. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans le domaine de Fourier ; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans le domaine temps et dans le domaine de Fourier.

En raison de sa grande capacité de localisation temporelle et fréquentielle, le DWT peut révéler les caractéristiques locales du signal d'entrée. De plus, la transformée multi-échelle du DWT permet la décomposition d'un signal ECG en différentes échelles, dont chacune représente une bande particulière du signal. Parmi les différentes bases d'ondelettes, l'ondelette de Haar est la base la plus courte et la plus simple et elle permet une localisation satisfaisante des caractéristiques du signal dans le domaine temporel ; elle est donc idéale pour l'analyse de signaux à court terme. Par conséquent, l'ondelette de Haar a été utilisée comme ondelette mère dans cette étude.

Ils existent plusieurs familles de fonction ondelettes. La famille *Daubechies* est la famille la plus connue des ondelettes orthonormales. Ses ondelettes sont généralement dénommées par le nombre de coefficients non nuls, on parlera donc d'ondelettes Daubechies 4, Daubechies 6, etc.

La fonction la plus simple, l'ondelette de Haar, utilise une fonction porte comme fonction d'échelle. L'ondelette de Haar, est une ondelette créée par *Alfréd Haar* en 1909. On considère que c'est la première ondelette connue. Il s'agit d'une fonction constante par morceaux (figure II.5), ce qui en fait l'ondelette la plus simple à comprendre et à implémenter.

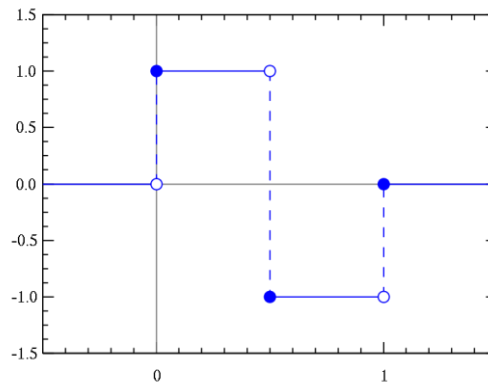


Figure II.7 : Ondelette de Haar

La procédure de décomposition en ondelettes à deux niveaux d'un signal $x(n)$ est illustrée sur la figure 6. Le signal décomposé est obtenu en convoluant le signal d'entrée avec des filtres spécialement conçus (g et h) et en sous-échantillonnant le signal filtré comme le montre la figure 6.

Un filtre passe-haut g et un filtre passe-bas h sont utilisés dans le processus de décomposition. Le symbole $\downarrow 2$ représente le sous-échantillonnage du signal filtré par un facteur de (2) deux. Le détail D_1 et l'approximation A_1 représentent le signal sous-échantillonné de la décomposition de premier niveau utilisant respectivement les filtres passe-haut et passe-bas. Après le premier niveau de décomposition, l'approximation A_1 est encore décomposée dans le deuxième niveau en utilisant les mêmes filtres. Ce processus peut être continué jusqu'au niveau de décomposition voulu.

Compte tenu de la courte longueur des segments QRS (64 points/segment) utilisés dans cette étude, nous avons utilisé empiriquement la décomposition en ondelettes discrète à deux niveaux (DWT), qui s'est avérée plus tard donner des résultats satisfaisants.

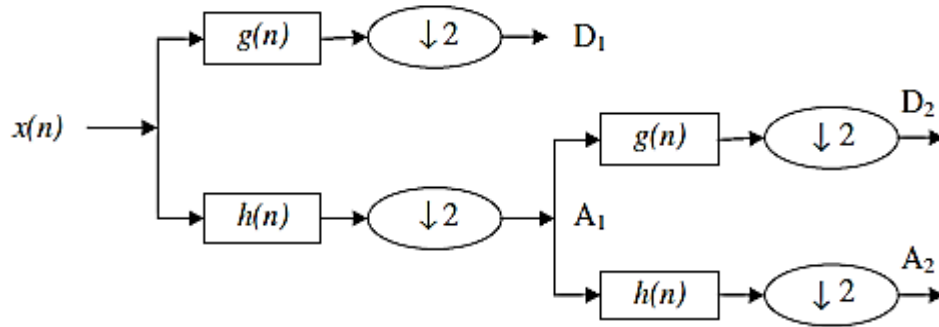


Figure II.8 : Décomposition en sous-bandes avec transformée en ondelettes discrète à deux niveaux, où $g(n)$ est un filtre passe-haut et $h(n)$ est un filtre passe-bas.

10.2. Extraction de caractéristiques :

La décomposition en ondelettes discrète à deux niveaux produit des composantes de signal dans différentes sous-bandes. Plusieurs caractéristiques sont importantes pour caractériser ces signaux. Tout d'abord, la variance du signal dans une sous-bande représente la puissance AC moyenne dans cette sous-bande.

Avec un signal à temps discret $x(n)$ de N échantillons, la variance est définie comme :

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^2 \quad (\text{II.2})$$

Où :

\bar{x} : la moyenne des échantillons du signal.

Nous utilisons la variance du signal décomposé dans chaque sous-bande comme première caractéristique définie dans notre méthode.

La fonction d'autocorrélation est considérée comme une mesure de similarité ou de cohérence entre un signal $x(n)$ et son version décalée.

Si $x(n)$ est de longueur N , la fonction d'autocorrélation est exprimée par :

$$R_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)x(n-l) \quad (\text{II.3})$$

Où :

l : est le décalage temporel.

Avec : $i = l, k = 0$ pour $l \geq 0$, et $i = 0, k = l$ pour $l < 0$.

La variance de l'autocorrélation mesure la cohérence du signal dans chaque sous-bande. Ainsi, nous l'utilisons comme deuxième caractéristique pour les signaux de sous-bande.

L'amplitude relative du signal décomposé $x(n)$ dans chaque sous-bande est définie comme :

$$A_{rel} = \min(x(n))/\max(x(n)) \quad (\text{II.4})$$

Cette valeur représente les caractéristiques morphologiques du signal et elle est considérée comme la troisième caractéristique des signaux de sous-bande.

Certaines arythmies ECG, telles qu'APB et PVC, sont liées à des battements cardiaques prématurés qui fournissent des intervalles RR plus courts que d'autres types de signaux ECG. Les modifications des intervalles RR jouent un rôle important dans la caractérisation de ces types d'arythmies. Par conséquent, nous exploitons l'intervalle RR instantané comme une autre composante caractéristique, qui est définie comme le temps qui s'écoule entre l'onde R actuelle et précédente.

Afin de tester l'effet de l'intervalle RR instantané, deux ensembles de caractéristiques (FS1 et FS2) sont évalués dans cette étude.

a) L'ensemble de caractéristiques FS1 (*Feature Set 1*), se compose des caractéristiques statistiques suivantes :

1. La puissance AC moyenne du signal d'origine, c'est-à-dire la variance du signal complexe QRS d'origine.
2. Les variances des coefficients d'ondelettes dans chaque sous-bande.
3. les variances de la fonction d'autocorrélation des coefficients d'ondelettes dans chaque sous-bande.
4. Rapport du minimum au maximum des coefficients d'ondelettes dans chaque sous-bande.

b) L'ensemble de caractéristiques FS2 (*Feature Set 2*): contient toutes les caractéristiques de FS1 en plus de l'intervalle RR instantané.

Parmi ces caractéristiques, les caractéristiques 1 et 2 représentent les puissances du signal original et des différentes sous-bandes de la DWT du signal, les caractéristiques 3 représentent la cohérence du signal dans chaque sous-bande, et les caractéristiques 4 représentent les caractéristiques morphologiques de chaque sous-bande. Avec la décomposition en ondelettes de Haar à deux niveaux effectuée dans cette étude, on obtient une approximation et deux détails du signal résultant de chaque complexe QRS. Par conséquent, le nombre de caractéristiques dans FS1 est égal à 10 pour chaque complexe QRS. L'ensemble de caractéristiques FS2, qui inclut également l'intervalle RR instantané, contient 11 caractéristiques.

10.3. Normalisation des vecteurs caractéristiques :

Étant donné que les quantités des caractéristiques peuvent être très différentes, un processus de normalisation est nécessaire pour normaliser toutes les caractéristiques au même niveau. La formule de la normalisation est définie comme suit :

$$x'_{ij} = \text{tansig} \left(\frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_{xj}} \right) \quad (\text{II.5})$$

Où :

x_{ij} : est la $j^{\text{ème}}$ composante du $i^{\text{ème}}$ vecteur caractéristique.

\bar{x}_j et σ_{xj} sont respectivement la moyenne et l'écart type de la $j^{\text{ème}}$ composante du vecteur caractéristique.

$\text{tansig}(\cdot)$: est une fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique.

L'expression entre parenthèses fait en sorte que le $j^{\text{ème}}$ composant soit une distribution normale avec une moyenne nulle et un écart-type unitaire. La fonction sigmoïde tangente hyperbolique transforme un signal ou variable de large dynamique à un autre variable de dynamique limitée [-1, +1].

Il faut noter qu'il existe d'autres méthodes de normalisation comme la normalisation en amplitude des caractéristiques, qui rend la dynamique de l'amplitude de chaque caractéristique dans l'intervalle [0, +1].

11. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons abordé la partie essentielle de notre travail, à savoir, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans la classification d'un signal électrocardiogramme ECG en utilisant des caractéristiques dans le domaine de la DWT. Nous avons donné tout d'abord quelques notions de base sur les RNA. Ensuite, un peu de détail sur la décomposition en ondelettes discrète (DWT), et enfin les différents caractéristiques utilisées dans ce travail.



*Résultats de classification
des signaux ECG*

1. Introduction :

Dans ce chapitre nous avons basé sur la mise en place d'un réseau perceptron multicouche pour la classification des signaux ECG en six classes. Comme paramètres discriminants, nous avons utilisé la variance du signal originale QRS avant décomposition, la variance des coefficients d'ondelettes $\{A2, D1, D2\}$, la variance d'autocorrélation de chaque sous-bande et le rapport du minimum au maximum des coefficients d'ondelette dans chaque sous-bande $\{A2, D1, D2\}$. Les signaux ECG utilisés ont été prises de la base de données MIT-BIH des arythmies cardiaques. Pour la classification, nous utilisons un réseau de neurones de type perceptron multicouche.

2. Un aperçu sur la Base de données MIT-BIH :

En 1975, George B. Moody and Roger G. Mark reconnaissent qu'ils ont besoin d'un ensemble approprié et bien caractérisé à long terme des enregistrements ECG pour leurs propres recherches, ils ont commencé à collecter, numériser et annoter des enregistrements ECG à long terme obtenus par le Laboratoire d'arythmie de L'hôpital Beth Israel de Boston (BIH; maintenant le Beth Israel Deaconess Medical Center).

Toutefois, dès que départ, ils prévu de rendre ces enregistrements disponibles au milieu de la recherche, en stimuler le travail dans ce domaine et d'encourager strictement reproductible et objectivement évaluations comparables de différents algorithmes.

Ils s'attendent à ce que la disponibilité d'une base de données commune favoriserait des améliorations rapides et quantifiables dans la technologie de l'automatisation analyse de l'arythmie.

Pour la base de données MIT-BIH d'Arythmie, les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde par canal avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV, ils ont sélectionné 48 extraits d'une demi-heure de deux canaux, 24 heures, l'enregistrement ECG obtenus de 47 sujets (dossiers 201 et 202 sont du même sujet) étudiés par le laboratoire d'arythmie de BIH entre 1975 et 1979.

De ce nombre, 23 (la « série 100 ») ont été choisis au hasard à partir d'une collection de plus de 4000 bandes Holter, et les 25 autres (la « série 200 ») ont été sélectionnés pour inclure des exemples rares mais cliniquement arythmies importantes qui ne seraient pas bien représenté dans un petit échantillon aléatoire

Les sujets comprenaient 25 hommes âgés de 32 à 89 ans et 22 femmes âgés de 23 à 89 ans; environ 60 % des sujets étaient hospitalisés .L'ECG conduit varié entre les sujets comme on pouvait s'y attendre dans la pratique clinique, depuis les pansements chirurgicaux et les variations dans anatomie ne permettent pas l'utilisation du même emplacement d'électrodes dans tous les cas

Dans la plupart des enregistrements, un canal est une dérivation modifié II (MLII), obtenu en plaçant les électrodes sur la poitrine comme c'est la pratique standard pour l'enregistrement ambulatoire ECG, et l'autre canal est généralement V1 (parfois V2, V4 ou V5, selon le sujet).

Il existe également des bases de données aussi importantes que la MIT BIH qui sont disponibles pour le chercheur tel que la base AHA (American Heart Association) pour l'évaluation des détecteurs d'arythmie ventriculaire, et la base de données européenne ST-T [4].

3. Classification en utilisant le réseau de neurones :

L'architecture des réseaux de neurones artificiels regroupe un ensemble d'unités élémentaires appelées « neurones formels ». Ces neurones sont connectés entre eux pour former un graphe orienté. En analogie avec les réseaux biologiques de neurones, les connexions entre les nœuds du graphe symbolisent les synapses. Ces connexions sont pondérées par des poids ajustés durant la phase d'apprentissage par le moyen d'un algorithme dédié. Ce type d'algorithmes adapte les poids afin de minimiser la différence entre la sortie du réseau et la sortie attendue (la référence).

Le réseau utilisé se compose d'une couche d'entrée, d'une couche cachée et d'une couche de sortie. La couche d'entrée est simplement une couche qui contient les caractéristiques du signal ECG, aucun calcul n'est effectué dans cette couche. La couche cachée est également appelé couche de motif. La couche de sortie est une couche de compétition. Le nombre de neurones dans la couche de compétition est le même que celui des classes souhaitées, c'est-à-dire six neurones dans la couche de compétition dans nos expériences.

La structure du classificateur est illustrée sur la figure suivante :

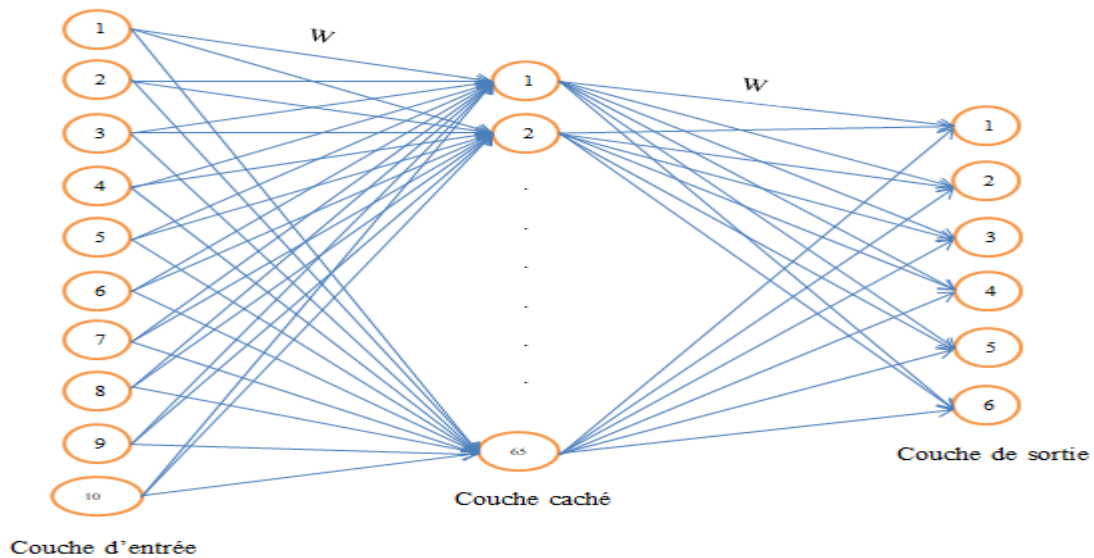


Figure III.1 : Architecture du réseau de neurone utilisé.

4. Résultats expérimentaux :

Dans cette étude, 23 enregistrements ECG ont été sélectionnés dans la base de données d'arythmie MIT-BIH pour analyse et reconnaissance (tableau III.1) [13]. Ces enregistrements contiennent six types de battements ECG, y compris :

- le battement normal (N),
- le battement du bloc de branche gauche ($LBBB$),
- le battement du bloc de branche droit ($RBBB$),
- le battement auriculaire prématuré (APB),
- la contraction ventriculaire prématurée (PVC) et
- le battement rythmé (PB).

Le complexe QRS étant l'un des composants ECG les plus importants, dans le sens où il est associé à l'activation ventriculaire électrique, nous avons segmenté le signal ECG à l'aide des positions des complexes QRS contenus dans les fichiers d'annotations de chaque enregistrement de la données MIT – BIH. Alors, sur la base de la position du pic R extraite depuis le fichier d'annotation, des segments QRS de 64 points centrés sur les pics R ont été extraits de l'enregistrement. Le pic R est centré dans la fenêtre de 64 échantillons [13].

L'organigramme de la méthode utilisée est donné dans la figure III.2.

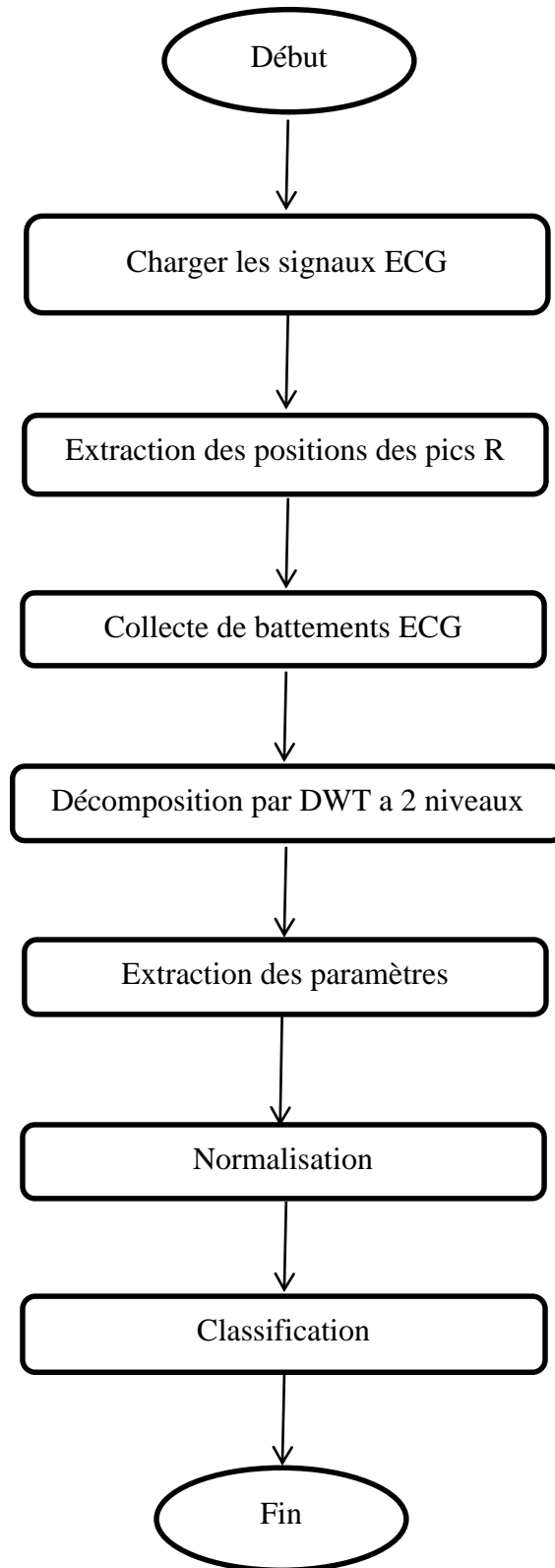


Figure III.2 : L'organigramme de la méthode utilisée dans ce travail.

Les signaux ECG utilisés dans l'implémentation et le nombre de battements extraits de chaque enregistrements sont indiqués dans le tableau III.1.

Tableau III.1 : Signaux ECG utilisés.

Type	Fichier MIT/BIH	Nombre de battements
N	103	1200
	113	1200
	115	1200
	123	1200
	220	1200
	234	1200
LBBB	109	1200
	111	1200
	207	1200
	214	1200
RBBB	118	1200
	124	1200
	212	1200
	231	1200
PVC	119	400
	221	300
	200	800
	233	800
APB	209	300
	222	200
	232	1200
PB	107	1200
	217	1200
Total		23200

Compte tenu de la courte longueur des segments QRS, nous avons utilisé la décomposition en ondelettes discrète (DWT) à deux niveaux, ce qui s'est avéré plus tard obtenir des résultats satisfaisants.

Le DWT à deux niveaux décompose chaque signal, ensuite les deux ensembles de caractéristiques ont été étudiés dans ce travail. L'ensemble (FS1) contient les 10 caractéristiques décrites dans le chapitre précédent, et l'ensemble (FS2) contient les 10 fonctionnalités de FS1 et l'intervalle RR instantané. Ces dispositions visent à étudier le rôle de l'intervalle RR dans la classification des battements ECG.

L'ensemble des vecteurs caractéristique (23200 vecteurs) est réparties en 3 sous-ensembles :

- ensemble d'apprentissage 50% (11600 battements)
- ensemble de validation 20% (4640 battements)
- ensemble de test 30% (6960 battements)

Le nombre optimal de neurones dans la couche cachée a été déterminé en faisant varier le nombre de neurones dans la couche cachée (de 10 jusqu'à 100 neurones) et en comparant les performances (taux de classification). Étant donné que le résultat peut être affecté par les poids initiaux dans le réseau, nous avons répété chaque expérience 10 fois et les résultats ont été moyennés. Le résultat est représenté sur la figure III.3. La précision moyenne augmente fortement avec le nombre de neurones dans la couche cachée, puis elle sature avec l'augmentation du nombre de neurones dans cette couche. On peut remarquer que le nombre optimal des neurones dans la couche cachée est de **60** neurones.

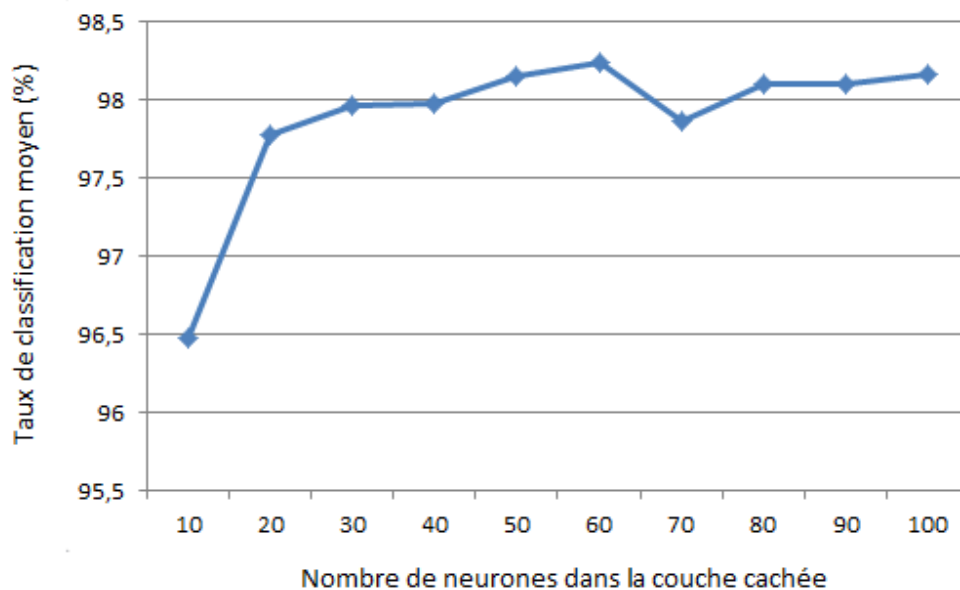


Figure III.3 : Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la précision de la classification avec un réseau de neurones, répété 10 fois.

Pour l'étude des performances des ensembles FS1 et FS2, les tableaux ci-dessous présentent les résultats obtenus sur les deux ensembles FS1 et FS2.

Tableau III.2 : Résultats de l'ensemble FS1 avec 60 neurones dans la couche cachée.

Test		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	La moyenne
sans normalisation		97.9	97.7	98.1	98.1	98.2	97.8	89	98.2	97.9	98	97.09
Après la normalisation	Tangente sigmoïde	95.5	95.5	95.3	95.7	95.4	95.8	95.1	95.3	95.9	95.1	95.46
	Amplitude	98.3	98.3	96.1	97.5	98	98.1	97.9	97.7	98.1	98.2	97.82

Tableau III.3 : Résultats de l'ensemble FS1 avec 65 neurones dans la couche cachée

Test		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	La moyenne
Avant la normalisation		97.9	97.3	98	97.7	97.9	97.6	98.1	97.7	98	97.8	97.8
Après la normalisation	Tangente sigmoïde	95.6	95.7	95.6	95.5	96.1	95.7	95.4	95.5	95.8	95.8	95.67
	Amplitude	97.7	97.8	97.8	97.7	97.6	98	98.3	97.6	98.3	98	97.88

Tableau III.4 : Résultats de l'ensemble FS2 avec 60 neurones dans la couche cachée.

Test		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	La moyenne
Avant la normalisation		98.5	98.1	98.3	98.2	97.1	98.3	97.2	98.2	98.3	98.1	98.03
Après la normalisation	Tangente sigmoïde	96.3	96.7	96.6	96.6	96.8	96.9	96.5	95.7	96.6	96.5	96.51
	Amplitude	98.2	97.9	98.2	98	98.1	98	98.4	98.1	97.8	98.1	98.08

Tableau III.5 : Résultats de l'ensemble FS2 avec 65 neurones dans la couche cachée.

Test	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	La moyenne	
Avant la normalisation	98.2	97.5	98	98.3	97.7	98.3	98.1	98	95.7	98.4	97.72	
Après la normalisation	Tangente sigmoïde	96.7	96.7	96.2	97.2	96.5	97	96.6	96.4	96.3	96.5	96.61
	Amplitude	97.7	97.5	97.8	98.2	98.3	98.1	98	98.3	98.1	98.2	98.02

Les performances du classificateur perceptron multicouche sont déterminées par les sept paramètres statistiques suivants :

- (1) Spécificité : nombre de battements normaux classés corrects sur le nombre total de battements normaux.
- (2) Sensibilité (LBBB) : nombre de battements de bloc de branche gauche correctement classés sur le nombre total de battements de bloc de branche gauche.
- (3) Sensibilité (RBBB) : nombre de battements de bloc de branche droit classés correctement sur le nombre total de battements de bloc de branche droit.
- (4) Sensibilité (PVC) : nombre de battements de contraction ventriculaire prématurée classés correctement sur le nombre total de battements de contraction ventriculaire prématurée.
- (5) Sensibilité (APB) : nombre de battements prématurés auriculaires correctement classés sur le nombre total de battements prématurés auriculaires.
- (6) Sensibilité (PB) : nombre de battements stimulés classés correctement sur le nombre total de battements stimulés.
- (7) Précision globale de la classification : nombre de battements classés corrects sur le nombre de battements totaux.

Ces résultats de la classification utilisant FS1 et FS2 sont résumés dans les images III.4 et III.5, respectivement. Les diagonales vertes de chaque tableau dans les deux images sont le nombre de battements correctement classés de types d'ECG spécifiques à l'aide de la méthode utilisée.

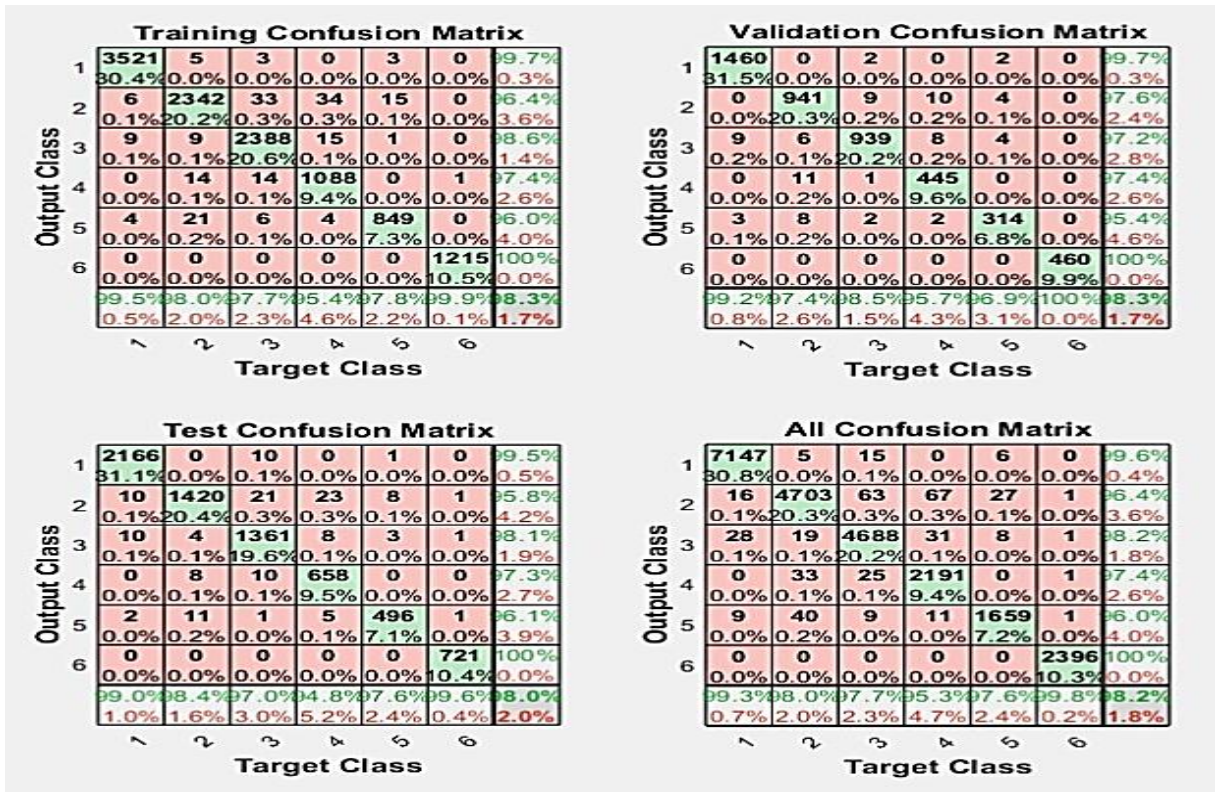


Figure III.4 : précision globale de la classification en utilisons FS1.

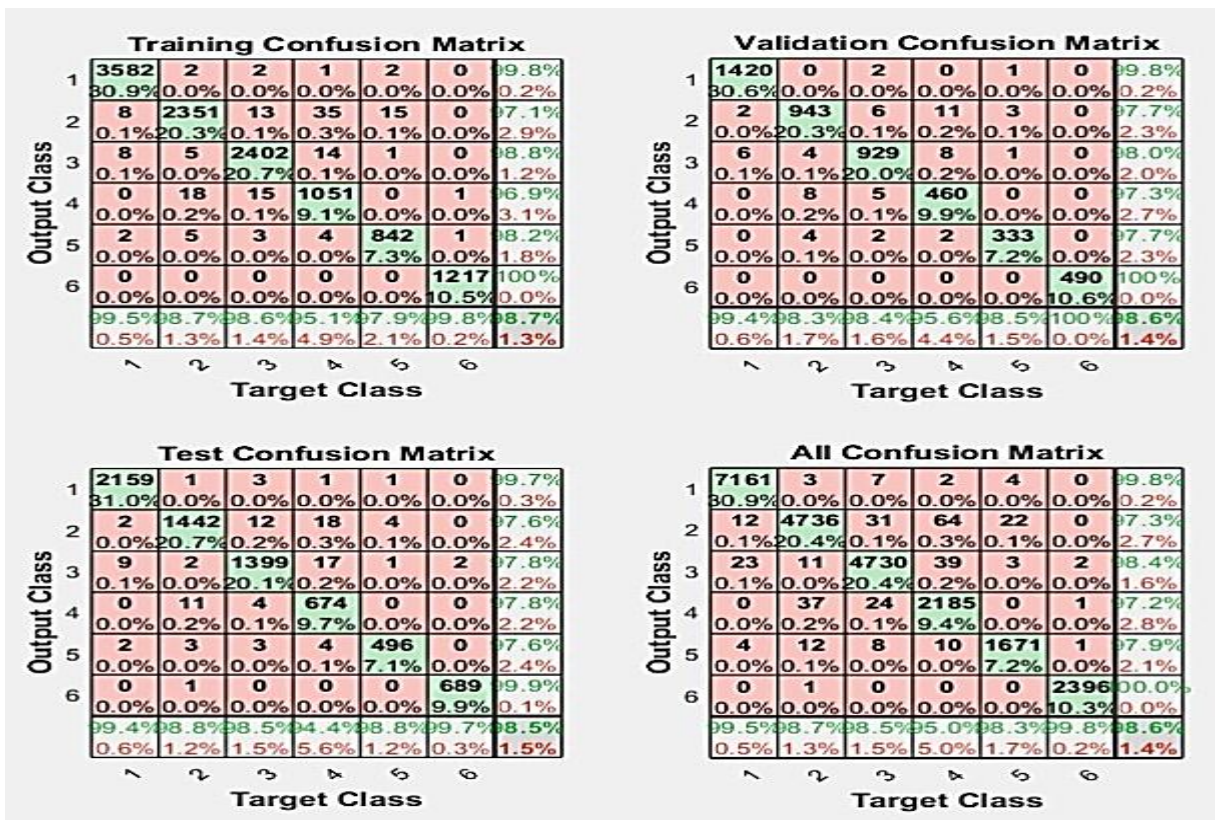


Figure III.5 : précision globale de la classification en utilisons FS2.

Les résultats de la classification utilisant FS1 et FS2 sont résumés dans les tableaux III.6 et III.7, respectivement.

Tableau III.6 : Résultats de la classification à l'aide de l'ensemble (FS1)

Sortie/ cible	N	LBBB	RBBB	PVC	APB	PB
N	2166	0	10	0	1	0
LBBB	10	1420	21	23	8	1
RBBB	10	4	1361	8	3	1
PVC	0	8	10	658	0	0
APB	2	11	1	5	496	1
PB	0	0	0	0	0	721
Taux de reconnaissance (%)	99.0	98.4	97.0	94.8	97.6	99.6

Précision globale de la classification en utilisant FS1 = 98.0 %

Tableau III.7 : Résultats de la classification à l'aide de l'ensemble (FS2)

Sortie/ cible	N	LBBB	RBBB	PVC	APB	PB
N	2159	1	3	1	1	0
LBBB	2	1442	12	10	4	0
RBBB	9	2	1399	17	1	2
PVC	0	11	4	674	0	0
APB	2	3	3	4	496	0
PB	0	1	0	0	0	689
Reconnaissance taux (%)	99.4	98.8	98.5	94.4	98.8	99.7

Précision globale de la classification en utilisant FS2 = 98.5 %

Les éléments diagonaux de chaque tableau sont le nombre de battements correctement classés de types d'ECG spécifiques à l'aide de la méthode proposée. Dans le diagnostic clinique basé sur l'ECG, la contraction ventriculaire prématurée (PVC) et les battements prématurés auriculaires (APB) ont un risque plus élevé de mort subite que les autres types pathologiques considérés dans nos expériences. Par conséquent, il est important de minimiser la perte possible (faux négatif) dans la reconnaissance de ces types de battements.

A partir des résultats dans le tableau 6, on remarque que 22 battements NORMALE ont été classés comme LBBB, RBBB et APB, 23 battements LBBB ont été classés comme RBBB, PVC et APB, 42 battements RBBB ont été classés comme NORMAL, LBBB, PVC et APB, 36 battements PVC ont été classés comme LBBB, RBBB et APB. 12 battements APB

ont été classés comme NORMALE, LBBB et RBBB, 3 battements PB ont été classés comme LBBB, RBBB et APB.

A partir des résultats dans le tableau 7, avec l'utilisation de FS2, on a 13 battements NORMALE ont été classés comme LBBB, RBBB et APB. 18 battements LBBB ont été classés comme RBBB, PVC et APB. 22 battements RBBB ont été classés comme NORMAL, LBBB, PVC et APB. 40 battements PVC ont été classés comme LBBB, RBBB et APB. 6 battements APB ont été classés comme NORMALE, LBBB et RBBB. 2 battements PB ont été classés comme LBBB, RBBB et APB. Il est évident que FS2 améliore considérablement l'efficacité du classificateur.

Deux autres indices de performance pour le système de classification sont les faux positifs et les faux négatifs. Un faux négatif est défini comme la mauvaise classification des données souhaitées dans d'autres catégories, également appelée cible manquante. Un faux positif est défini comme la mauvaise classification des données classifiées n'appartenant pas à cette classe, également appelée fausse alarme. Un bon système de classification devrait avoir à la fois réduit les faux négatifs et les faux positifs.

Pour examiner plus précisément l'effet de l'intervalle RR dans la classification des battements ECG, le nombre de classification erronée représentés comme faux négatifs et faux positifs sont illustrés sur les figures III.6 et III.7 respectivement.

Dans les deux figures, peu importe si FS1 ou FS2 a été utilisé. Les deux ensembles de caractéristiques de cette étude basés sur les ondelettes se sont avérés efficaces pour classer les PB.

Dans la figure III.6, les cinq autres catégories présentent des faux négatifs relativement réduits en utilisant FS2 plutôt que FS1. Les diminutions des faux négatifs pour ces catégories utilisant FS2 sont importantes. Il est particulièrement important de noter qu'une amélioration des taux de faux négatifs intéressante a été obtenue, ce qui confirme l'importance clinique des intervalles RR dans ces types de battements.

La figure III.7 démontre l'effet du faux positif du classificateur utilisant FS1 et FS2. Semblable à l'indice de faux négatifs, FS2 surpasse FS1 dans la réduction des faux positifs. Les diminutions des taux de faux positifs avec FS2 sont importantes. Encore une fois, une diminution du taux de faux positifs a été obtenue.

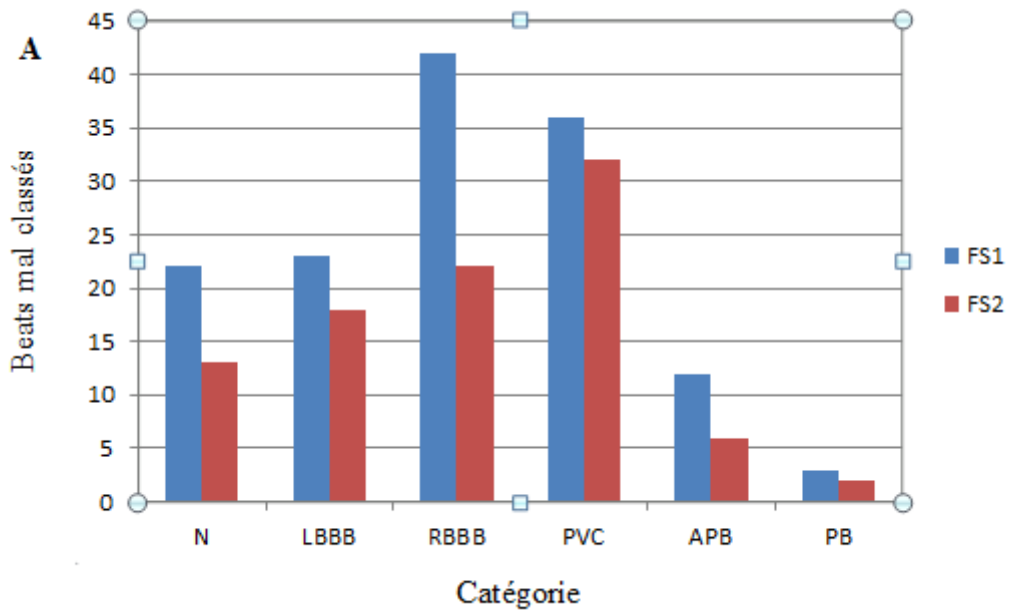


Figure III.6 : Nombre de battements mal classés dans chaque catégorie souhaitée (faux négatif).

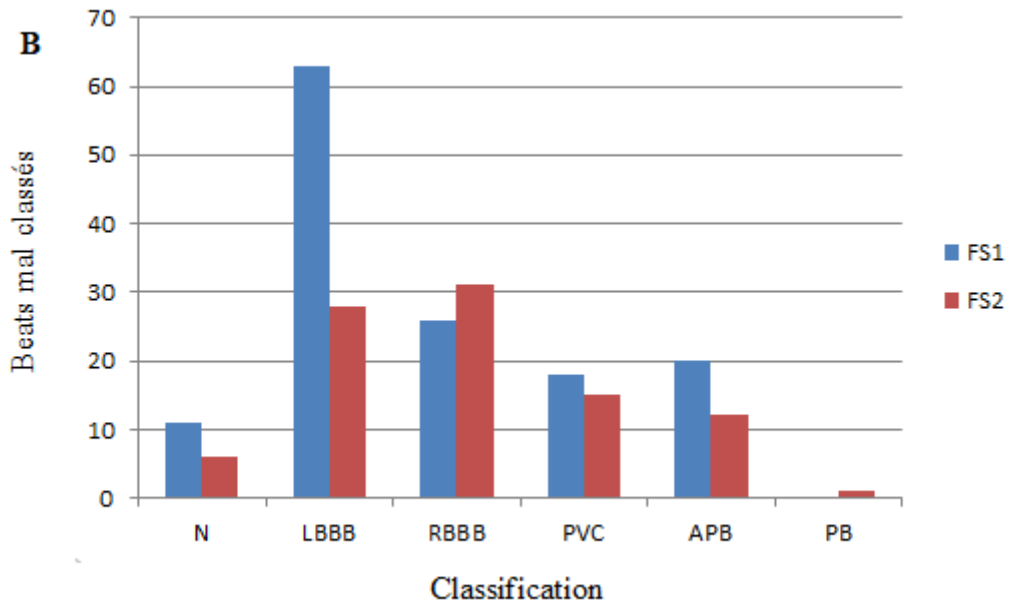


Figure III.7 : Nombre de battements mal classés dans chaque catégorie classée (faux positif).

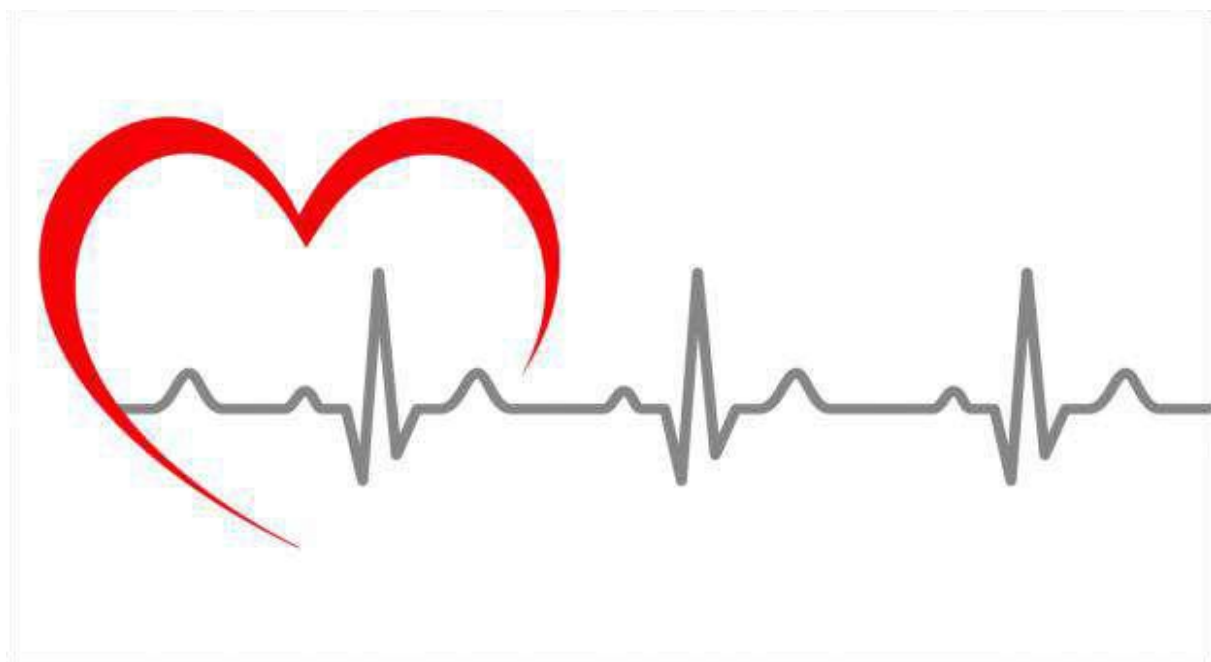
En comparant les taux de reconnaissance du classificateur perceptron multicouche à l'aide des deux ensembles de caractéristiques différentes, les deux ensembles démontrent des résultats importants. Cependant, FS2 contribue à une précision de classification globale légèrement supérieure. Le pouvoir de discrimination utilisant FS2 surpasse celui utilisant FS1, ce qui se révèle comme l'augmentation de la sensibilité du classificateur.

L'utilisation de FS2, au lieu de FS1, augmente la précision et la sensibilité du classificateur. En résumé, les caractéristiques basées sur les ondelettes et le classificateur ANN constituent un système de classification des battements ECG efficace et robuste. L'intervalle RR instantané améliore encore la robustesse du système.

5. Conclusion :

Dans cette étude, nous avons utilisé et étudié un schéma de classification ECG basé sur la transformée en ondelettes et le classificateur perceptron multicouche. Les complexes QRS ont d'abord été divisés en composants dans le domaine DWT à deux niveaux. Trois classes de propriétés correspondant à l'énergie, à la cohérence et aux propriétés morphologiques ont été extraites des sous bandes après décomposition. Ensuite, un classificateur perceptron multicouche a été utilisé pour distinguer six types de battements ECG. Les résultats montrent une précision prometteuse de 98,02%, avec un pouvoir de discrimination notable sur tous les types d'ECG étudié. Le nombre de caractéristiques requises pour atteindre cette précision élevée n'est que de 11, ce qui est beaucoup moins que les autres méthodes. À partir des résultats, nous concluons que les différents changements pathologiques des battements ECG peuvent être fidèlement représentés par les trois classes de paramètres extraits des formes d'onde décomposées en ondelettes.

La période RR instantanée joue un rôle important en fournissant une capacité supplémentaire au système, en particulier pour différencier les types à haut risque tels que les PVC et les PBA. Cette étude prouve que la méthode utilisée est un excellent modèle pour le diagnostic assisté par ordinateur des maladies cardiaques basé sur les signaux ECG.



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 cette étude, nous sommes en mesure de mettre en évidence tous les aspects de l'ECG et de ses éléments les plus importants, en suggérant un moyen de le classer comme un ECG normal et anormal. Nous avons également abordé un aperçu sur l'ECG et ses caractéristiques, ensuite une explication simplifiée des réseaux de neurones artificiels contenant une structure similaire à celle du cerveau humain. Elle fonctionne également en transférant et en traitant des informations, en extrayant des résultats, pour détection des maladies et des prédictions.

En basant sur les résultats obtenus, le réseau perceptron multicouche a prouvé sa capacité de classer le signal ECG en six classes ou types de battements. La DWT constitue un outil intéressant pour le traitement des signaux et spécialement l'ECG. Les caractéristiques extraites du domaine temps-fréquence donnent des résultats pertinents pour la classification des signaux ECG en plusieurs classes.

Enfin, nous avons eu la chance de rencontrer et d'apprendre plusieurs techniques de traitement du signal. Ce travail nous a permis de nous familiariser avec l'environnement du logiciel MATLAB et de confronter à plusieurs obstacles pendant sa réalisation, également nous espérons qu'il soit valorisables et va apporter une aide précieuse aux futurs étudiants de l'électronique et génie biomédical.

Bibliographie

- [1] <https://www.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/heart-anatomy/>
- [2] <https://www.medicalnewstoday.com/articles/320565#electrical-system>
- [3] Nadia KRICHANE et Samira TAZEBOUDJT, « Classification des signaux ECG par les réseaux de neurone probabiliste », Mémoire de master, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, 1er Octobre 2015.
- [4] CHAABNA ABD ELHANI et ZOUAIMIA KHALIL, « Détection du complexe QRS dans le signal électrocardiographique (ECG) », Mémoire de master, Université 8 Mai 1945 Guelma, Octobre 2020.
- [5] Zahia Zidelmal, « Reconnaissance d'arythmies cardiaques par Support Vector Machines (SVMs) », Mémoire de master, UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI - TIZI-OUZOU, 2012.
- [6] Belgacem Amar, « Classification des signaux ECG avec un système-multi-agent neuronale. », Mémoire de master, UNIVERSITE ABOU BAKR BELKAID-TLEMEN, 2011- 2012.
- [7] Ramla Halimi Yamina Hammouya, « Classification d'un signal ECG par RNA(RBF) », Mémoire de master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 30/06/2019.
- [8] MESSIOUD Mohammed Lakhdar, « Classification des signaux ECG en utilisant les réseaux de neurones », Mémoire de master, Université 8Mai 1945 – Guelma, Juillet 2019.
- [9] Mohamed Yessin AMMAR, « Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition BATCH/CONTINU », Thèse de doctorat, INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE–TOULOUSE, 17 juillet 2007.
- [10] Michel Benne, « Les réseaux de neurones pour la modélisation et le contrôle du procédé d'évaporation : expérimentations et applications industrielles en sucrerie de cannes », Thèse de doctorat, UNIVERSITE DE LA REUNION, samedi 10 juillet 1999.
- [11] Isabelle RIVALS, « Modélisation et commande de processus par réseaux de neurones ; application au pilotage d'un véhicule autonome », Thèse de doctorat, UNIVERSITÉ PARIS 6, 20 janvier 1995.
- [12] Mohamed Lamine TALBI, « Analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », Thèse de doctorat, UNIVERSITÉ MENTOURI–CONSTANTINE, 2011.
- [13] YU, Sung-Nien et CHEN, Ying-Hsiang. Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network. Pattern Recognition Letters, 2007, vol. 28, no 10, p. 1142-1150.