



وزارة البحث العلمي والتعليم العالي

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPEREUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة عبد الحميد بن باديس مستغانم



Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem

كلية العلوم و التكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

N° d'ordre : M...../GE/2022

MEMOIRE

Présenté pour obtenir le diplôme de

MASTER EN GENIE ELECTRIQUE

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Par :

Benbedra Serrine

Kherief Mohammed

**Classification des anomalies cardiaques par utilisation des
Réseaux de Neurones**

Soutenu le 12 / 07 / 2022 devant le jury composé de :

Président :	OULD ALI ABDELAZIZ	MCA	Université de Mostaganem
Examineur :	YAGOUBI BENABDELLAH	PROFESSEUR	Université de Mostaganem
Rapporteur :	DAOUD MOHAMED	MCA	Université de Mostaganem
Co-encadreur:	BENTOUMI MOHAMED	MCB	Université de Mostaganem

Année Universitaire 2021/2022

Remerciement

Nous remercions **ALLAH** pour la volonté, la force, la santé et la patience qu'il nous a donné afin de réaliser ce travail

Nous tenons tout d'abord à témoigner toute notre reconnaissance à **Messieurs DAOUD MOHAMED et BENTOUMI MOHAMED**, enseignants à l'Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem , pour leurs appui scientifique, leurs disponibilité et toutes les suggestions et conseils qu'ils nous ont apporté durant l'encadrement de ce travail.

Je remercie l'ensemble des membres du jury qui nous ont fait l'honneur d'accepter de lire et de juger ce mémoire.

Dédicace

Je dédie ce mémoire à ma mère pour ses soins constants et sa pensée pour moi et sa supplication dans chaque prière pour assurer mon succès et à mon père qui pour fournir toute l'aide pour ma performance pour faciliter mon travail. Dédié à mon frère «**Alaedine** » en exil, je lui souhaite plein succès dans sa vie. Dédié à mes sœurs «**Atiqa et Kheira** », je leur souhaite à tous amour et bonheur. Dédié à l'amie de ma vie, «**Malak** », à mon ami «**Jamel** » et à tous les membres de ma famille qui me souhaite du succès.

Résumé :

L'électrocardiogramme (ECG) est un outil de diagnostic important pour l'évaluation des arythmies cardiaques. Actuellement, de nombreuses solutions d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour analyser et classer les données ECG. Cependant, l'un des inconvénients de ces méthodes réside dans la difficulté de trouver les caractéristiques les plus appropriées permettant d'avoir des précisions élevées. C'est dans ce contexte qu'intervient notre travail, nous avons opté pour des caractéristiques morphologiques, puis nous avons utilisé un classificateur basé sur le réseau de neurones pour la classification des battements ECG. Nous présentons les résultats de classification obtenus sur la base de données public « MIT-BIH Arythmie ».

Mots-clés : Arythmie, Réseaux de neurones, base de données d'arythmie MIT-BIH.

Abstract:

The electrocardiogram (ECG) is an important diagnostic tool for the evaluation of cardiac arrhythmias. Currently, many machine learning solutions can be used to analyze and classify ECG data. However, one of the disadvantages of these methods lies in the difficulty of finding the most appropriate characteristics allowing to have high precisions. It is in this context that our work intervenes, we opted for morphological characteristics, then we used a neural network-based classifier for ECG beat classification. We present the classification results obtained on the public database "MIT-BIH Arrhythmia".

Keywords: Arrhythmia, Neural Networks, MIT-BIH Arrhythmia Database.

ملخص

يعد ECG مخطط كهربية القلب أداة تشخيصية مهمة لتقييم عدم انتظام ضربات القلب. حاليًا، يمكن استخدام العديد من حلول التعلم الآلي لتحليل بيانات تخطيط القلب وتصنيفها. ومع ذلك، تكمن إحدى عيوب هذه الأساليب في صعوبة العثور على الخصائص الأكثر ملاءمة التي تسمح بالحصول على دقة عالية. وفي هذا السياق يتدخل عملنا، اخترنا الخصائص المورفولوجية، ثم استخدمنا مصنعًا قائمًا على الشبكة العصبية لتصنيف ضربات القلب نقدم نتائج التصنيف التي تم الحصول عليها في قاعدة البيانات العامة. "MIT-BIH Arrhythmia".

الكلمات الرئيسية: عدم انتظام ضربات القلب ، الشبكات العصبية ، قاعدة بيانات

Table des matières :	
Résumé	
Abstract	
Introduction générale	1
Chapitre1 : Généralités sur l'électrocardiogramme	
1.1 Introduction	3
1.2 Anatomies du cœur	3
1.3 structure du cœur	3
1.3.1 L'oreillette droite	3
1.3.2 Le ventricule droit	3
1.3.3 L'oreillette gauche	3
1.3.4 Le ventricule gauche	3
1.4 L'arythmie	4
1.4.1 Les différents types	4
1.4.1.1 Ventriculaire	4
1.4.1.2 Super ventriculaire	5
1.4.1.3 Bradycardies	5
1.4.1.4 La tachycardies	5
1.5 L'électrocardiogramme	6
1.5.1 Définition	6
1.5.2 Principe de fonctionnement	6
1.5.3 Les Dérivations d'un électrocardiogramme	7
1.5.4 Types d'électrocardiogrammes	8
1.6 Electrocardiographie	9
1.7. Conclusion	10
Chapitre 2 : Description de la méthode de détection	
2.1 Introduction	11
2.2 Architecture générale	11
2.3 Les données de ECG	11
2.4 Prétraitement	13
2.5 Segmentation	13
2.6 Extractions des caractéristiques	13

2.6.1 Les ondes du signal ECG L'électrocardiogramme (ECG)	13
2.6.2 Les segments et intervalles qui caractérisent un ECG normal	14
2.6.3 Les extrasystoles ventriculaires	15
2.7 Extractions des paramètres	15
2.8 Conclusions	16
 Chapitre 3 : Les Réseaux de Neurones Artificiels	
3.1 Introduction	17
3.2 Définition	17
3.3 Les neurones	17
3.4 Architectures des réseaux de neurones	18
3.5 Types de Réseaux de Neurones	18
3.6 Les Capacités de Réseaux de Neurones	20
3.7. Les fonctions d'activations	21
3.8. Apprentissage des Réseaux de neurones	22
3.8.1 L'apprentissage Supervisée	22
3.8.2 L'apprentissage Non – Supervisée	22
3.9 Avantages des réseaux de neurones	22
3.10 Inconvénients des réseaux de neurones	23
3. 11 conclusions	23
 Chapitre 4 : Simulation et résultats	
4.1. Introduction	24
4.2. Chargement de base donnée	24
4.3. La segmentation	24
4.4. Extraction des paramètres	25
4.5. La classification	25
4.6. Les mesures de performances	25
4.6.1. Matrice de confusion	25
4.6.1.1. Définition	25
4.6.1.2 Accuracy	27
4.6.1.3 Le taux d'erreur	27
4.7. Procédure de la simulation	27

4.8 Etude des performances	29
4.8.1. Etude de l'accuracy en fonction du nombre de nœuds dans la couche cachée (M) ...	29
4.8.1.1. Pour N global	29
4.8.1.1.1. Matrice de confusion pour N global	29
4.8.1.1.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N global	29
4.8.1.2. Pour N =200.....	30
4.8.1.2.1. Matrice de confusion pour N =200.....	30
4.8.1.2.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =200.....	31
4.8.1.3. Pour N =400	31
4.8.1.3.1. Matrice de confusion pour N =400.....	31
4.8.1.3.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =400	32
4.8.1.4. Pour N =600.....	32
4.8.1.4.1. Matrice de confusion pour N =600.....	32
4.8.1.4.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =600.....	33
4.8.1.5. Pour N =900	33
4.8.1.5.1. Matrice de confusion pour N =900	33
4.8.1.5.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =900.....	34
4.9. Evolution des performances des classes et globale en fonction de M et N	35
4.9.1. Récapitulation de la performance globale en fonction de N et M	36
4.9.1.1. Pour N différent de N global.....	36
4.9.2. Récapitulation de la performance des classes en fonction de N et M	36
4.9.2.1. Pour N global.....	37
4.10 Conclusion	37
5 Conclusion Générale et perspectives	38
6 Recherches bibliographiques	39

Table des figures:	
Figure 1.1: Les composants du cœur	4
Figure 1.2 : Types d'arythmie en fonction de leur fréquence	5
Figure1.3 : Mise en place de l'électrode d'électrocardiogramme (ECG).....	7
Figure 1.4 : Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven	8
Figure 1.5 : explication de moniteur holter de ECG.....	9
Figure 2.1 : schéma bloc de la procédure de la classification des arythmies.....	11
Figure 2.2 : segment et intervalles de l'ECG.....	14
Figure. 2.3 : les différentes formes de battements cardiaques considérés.....	15
Figure 3.1: représentation d'un neurone artificiel	18
Figure 3.2 : présentation du perceptron simple.....	19
Figure 3.3 : présentation de perceptron multicouche	20
Figure 4.1: représentation matrice confusion.....	26
Figure 4.2 : le MLP conçu par Matlab	28
Figure 4.3 : matrice global M=10 ,20 et 30	29
Figure 4.4 : les matrices de confusion pour N=200correspondant à M =10,20 ,30	30
Figure4.5 : lesmatrice confusion pour N=400 correspondant à M =10,20 ,30.....	31
Figure 4.6 : les matrice confusion pour N=600 correspondant à M =10,20 ,30	32
Figure 4.7 : les matrice confusion pour N=900 correspondant à M =10,20 ,30.....	33
Figure 4.8: Les performances des classes et globale en fonction de M et N	36

Liste des tableaux :	
Tableau 2.1 : patients et nombre de battements utilisés dans cette étude	12
Tableau 2.2 : Types et occurrences des battements cardiaques dans la base de données MITBIH.	12
Tableau 3.1 : les fonctions d'activation de réseaux neurones.....	21
Tableau 4.1 : représentation des classes et leurs nombres de battement.....	24
Tableau 4.2 : représentation de codage pour chaque class.....	27
Tableau 4.3 : L'accuracy, le taux d'erreur, de matrice global pour chaque classe.....	30
Tableau 4.4 :L'accuracy, le taux d'erreur, pour N=200.....	31
Tableau 4.5 :L'accuracy, le taux d'erreur, pour N=400.....	32
Tableau 4.6 :L'accuracy, le taux d'erreur, pour N=600	33
Tableau 4.7 :L'accuracy, le taux d'erreur, pour N=900.....	34
Tableau 4.8 : Performance globale en fonction de N et M.....	36
Tableau 4.9 : Performance des classes en fonction de N et M.....	36
Tableau 4.10 : Performance globale en fonction de M.....	37

LISTE DES ABRÉVIATIONS :

ECG : Electrocardiogramme

EV(V) : Extrasystole Ventriculaire,

EA (A) : Extrasystole Auriculaire,

RBBB (R) : Bloc de Branche Droit.

LBBB (L) : Bloc de Branche Gauche.

N : battement normal.

TP : True Positive, La valeur vrai positive.

TN : TrueNegatives, la valeur vrai négative.

FP : False Positive, La valeur fausse positive.

FN : False Négative, La valeur fausse négative.

MLP : perceptron multicouche.

Introduction générale :

L'arythmie correspond à une anomalie, c'est-à-dire à une perturbation du rythme normal du cœur, qui peut être bénigne ou nécessiter un traitement adapté. Dans l'arythmie, au lieu de se contracter 60 à 80 fois par minute et régulièrement, le cœur peut constater une modification de sa fréquence, un manque de respect de l'égalité des contractions, et le rythme de chaque contraction devient irrégulier. "On parle d'arythmie lorsque le rythme cardiaque est anormal, quelle que soit la fréquence cardiaque. En effet, même si dans la plupart des cas d'arythmie le cœur bat plus vite que la normale, il est possible qu'il y ait une arythmie à un rythme Fréquence cardiaque entre 60 et 100 bpm », confirme le Dr Stéphane Boulet, cardiologue spécialisé dans le traitement des troubles du rythme cardiaque et membre de la Fédération française de cardiologie.

Les principales arythmies sont : les contractions externes (auriculaires ou ventriculaires), caractérisées par la survenue d'un rythme cardiaque très précoce, la fibrillation auriculaire et le flutter auriculaire, les tachycardies et fibrillations ventriculaires.

L'étude que nous abordons dans ce travail vise l'étude de détection des paramètres de l'ECG à savoir les ondes R, P, QRS T. Nous sommes concentrés essentiellement sur une approche basée sur un seuillage d'amplitude du signal et qui permet de détecter ces ondes.

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode bien précise et facile pour l'interprétation des anomalies de rythmes cardiaques en utilisant la méthode de réseaux neurones.

Notre projet porte sur la classification des arythmies ECG avec la méthode de réseau neurones, Pour atteindre cet objectif et pour obtenir la meilleure performance possible,

Notre mémoire est organisé en 4 chapitres

✓Le premier chapitre concerne la présentation de l'élément principal du système cardiovasculaire qui est le cœur, du signal électrocardiogramme (ECG) et les différentes arythmies.

✓Le deuxième chapitre présente la procédure de travail, les différentes étapes du traitement automatiques des signaux ECG et les étapes utilisées pour extraire les caractéristique de signaux ECG, on a utilisé dans cette étude la base de données MIT/BIH.

INTRODUCTIN GENERALE

✓Le troisième chapitre traite des concepts de base des réseaux de neurones et de leurs propriétés.

✓Le quatrième chapitre concerne les simulations dans les classes , l'extraction des caractéristiques pour chaque cas, puis classification par utilisation de réseaux neurones et l'évaluation des résultats et l'étude des performance par les matrice de confusion

Chapitre 1 :
Généralités sur l'électrocardiogramme

1.1. Introduction :

La cardiologie est la branche du traitement qui bloque les révoltes du cœur ainsi que certaines parties du système circulatoire. Le signal électrocardiogramme (ECG) représente l'activité électrique du cœur. Il est très employé en cardiologie, il est caractérisé par ses ondes P, Q, R, S et T. Ces ondes se diffèrent d'un patient à un autre, à cet effet le signal ECG facilite le diagnostic de certaines arythmies cardiaques.

1.2. Anatomie du cœur :

L'élément principal du système cardiovasculaire est un muscle appelé myocarde, dont le volume du poignet sert à transporter le sang à travers les vaisseaux sanguins dans tout le corps. Chez l'homme, le cœur est situé dans le médiastin. C'est la partie médiane de la côte, délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il est situé un peu à gauche du centre du sternum, en arrière du sternum, sur le diaphragme. C'est un organe creux mû par les muscles [1].

1.3. La structure de cœur :

Il se compose de quatre parties appelées cavités. Les deux chambres supérieures sont appelées oreillettes et les deux chambres inférieures sont appelées ventricules. Une paroi musculaire appelée diaphragme sépare les côtés gauche et droit du cœur [2].

1.3.1. L'oreillette droite :

Le sang appauvri reçoit de l'oxygène circulant dans le corps (des muscles, des organes, du cerveau et même du cœur). Lorsque l'oreillette est pleine, elle se contracte et le sang pénètre dans le ventricule droit.

1.3.2. Le ventricule droit :

Lorsque le ventricule droit est rempli, il se contracte à son tour pour envoyer le sang vers les poumons par la valve pulmonaire.

1.3.3. L'oreillette gauche :

Reçoit le sang qui a été oxygéné dans les poumons véhiculé par les veines pulmonaires.

1.3.4. Le ventricule gauche :

Envoie le sang dans tout le corps par l'aorte plus grosse artère de l'organisme. [2]

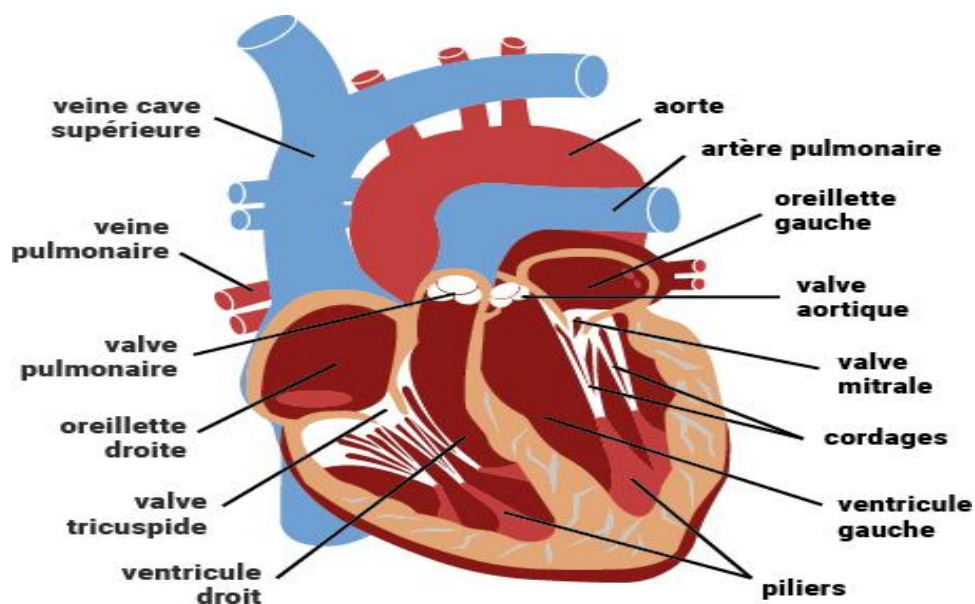


Figure 1.1: Les composants du cœur[23]

1.4 L'arythmie :

L'arythmie est le trouble cardiaque le plus courant. Une fréquence cardiaque régulière est normale lorsqu'elle se situe entre 60 et 100 battements par minute le jour, et entre 40 et 80 battements par minute la nuit. Au-delà de ces limites, on parle de bradycardie lorsqu'elle est trop lente, et de tachycardie lorsqu'elle est trop rapide. Il est également normal que le rythme cardiaque s'accélère en réponse à un effort physique, par exemple. L'arythmie survient lorsque le cœur bat de façon irrégulière sans raison. Dans une arythmie, les impulsions électriques qui contrôlent le rythme cardiaque se produisent dans le désordre ou ne passent pas par les circuits électriques habituels [3].

1.4.1 Les différents types d'arythmie :[4]

- Dans le cœur l'arythmie commence dans les chambres hautes ou les chambres basses :

 Origine de la cavités inférieures : arythmie ventriculaire

 Origine de la cavités supérieures: origine surventriculaire

-Si l'arythmie augmente ou diminue la fréquence cardiaque

 Trop vite: tachycardie

 Trop lent: bradycardie

1.4.1.1. Ventriculaire:

Les ventricules sont les principales chambres de pompage du cœur et la majorité des arythmies potentiellement mortelles sont d'origine ventriculaire. Elle peut être courte (quelques battements seulement), sans conséquence et imperceptible pour le patient.

1.4.1.2. Supraventriculaire:

Ces arythmies ne sont pas responsables d'événements dramatiques tels que la mort subite cardiaque, mais l'arythmie la plus courante, la fibrillation auriculaire, est supra ventriculaire et peut entraîner des accidents vasculaires cérébraux mortels.

1.4.1.3. Tachycardie :

Correspondent à une augmentation du rythme cardiaque lorsque le cœur bat à un rythme supérieur à 100 pulsations à la minute, elle peut être d'origine sinusal, auriculaire ou ventriculaire

1.4.1.4. Bradycardie :

Une diminution lorsque le rythme cardiaque est plus lent est caractérisée par le fait que la fréquence cardiaque est inférieure à 60 pulsations par minute ; elle est dite ventriculaire, la bradycardie ne met pas nécessairement la vie en danger.

a) la bradycardie sinusale :

La bradycardie sinusale est caractérisée par la présence systématique d'ondes P précédant le complexe QRS. Les causes de cette arythmie sont multifactorielles et le plus souvent extérieures au système cardiovasculaire : traitement médicamenteux (bêta-bloquants, digoxine).

b) Bradycardie d'origine jonctionnelle:

En cas de dysfonctionnement sinusal, le nœud auriculo-ventriculaire (AV) peut assurer le rôle de pacemaker de secours à une fréquence de l'ordre de 30 à 60 BPM. L'impulsion électrique prend alors naissance dans le nœud AV et suit le chemin de conduction habituel : la morphologie des ondes QRS est identique à celle du battement normal ; en revanche, l'onde P peut être absente. [4]

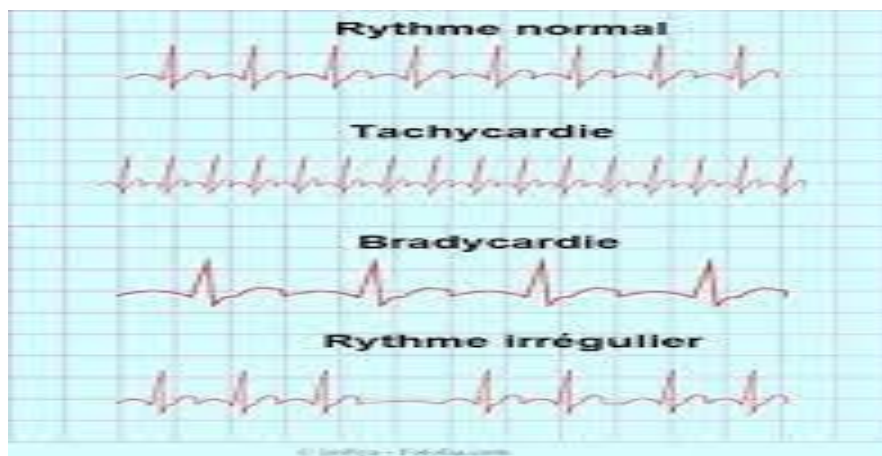


Figure 1.2 : Types d'arythmie en fonction de leur fréquence

1.5 L'Electrocardiogramme :

1.5.1 Définition :

Un électrocardiogramme (ECG) est un enregistrement de l'activité électrique du cœur. C'est l'un des moyens le plus utilisé pour analyser et surveiller l'état du cœur puisqu'il peut contenir les indicateurs importants sur la nature des maladies pouvant affecter le cœur. Mais puisque l'enregistrement ECG est un signal non stationnaire, cette indication peut se produire au hasard dans le temps. Dans ce cas, les symptômes de la maladie peuvent ne pas apparaître tout le temps, mais à certains intervalles irréguliers au cours de la journée. Par conséquent, pour un diagnostic valide, l'étude du signal ECG doit être effectuée pendant plusieurs heures. En conséquence, la quantité de données est énorme et la recherche est monotone et longue. L'analyse et l'interprétation assistées par ordinateur des signaux ECG sont donc nécessaires à la fois aux cardiologues pour se préparer au travail lors de l'analyse d'enregistrements longs et pour assurer un suivi continu des patients ; c'est un domaine privilégié des applications de l'informatique biomédicale. [5]

1.5.2 Principe de fonctionnement :

Il existe deux « types » d'électrodes : trois électrodes avant (ou quatre, pour l'amélioration du signal) placées sur les membres et six pré-électrodes placées sur le thorax. Chacune de ces électrodes enregistre un signal positif si l'impulsion électrique s'en rapproche, ou un signal négatif si l'impulsion s'éloigne trop, et les électrodes avant sont placées au niveau des poignets et des chevilles du patient. Ils permettent de reconstruire l'axe électrique du cœur du patient. Si l'axe est dirigé vers le haut et vers la gauche, le patient présente une hypertrophie ventriculaire gauche (anomalie morphologique caractérisée par un ventricule très volumineux). [6]

- Si l'axe est dirigé vers le bas et vers la droite, le patient présente une hypertrophie ventriculaire droite.

-Chacune de ces électrodes précordiales permet d'avoir une vue sur une partie du cœur :

V1 et V2 permettent d'étudier le ventricule droit

V3 et V4 explorent la paroi inter ventriculaire et la pointe du cœur

V5 et V6 avoir une vision du ventricule gauche

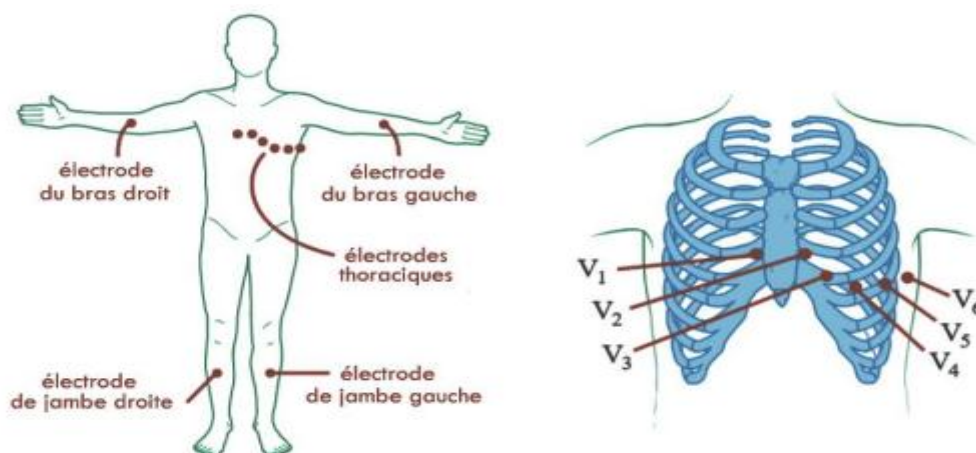


Figure 1.3 : Mise en place des électrodes d'électrocardiogramme (ECG) [6]

1.5.3. Dérivations d'un électrocardiogramme :

L'électrocardiogramme est le tracé obtenu grâce à l'électrocardiographie, L'acquisition du signal électrocardiographie est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer le quasi totalité du champ électrique cardiaque. En cardiologie, l'examen le plus couramment pratiqué est l'ECG 12 dérivations, où le signal électrocardiographie est visualisé selon 12 axes privilégiés : Six axes dans le plan frontal qui sont : Les trois dérivations bipolaires DI , DII, DIII dites dérivations de Einthoven. [7]

- DI : Enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit (VR) et le poignet gauche (VL). $DI=VL-VR$
- DII : Enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit (VR) et la jambe gauche (VF). $DII=VF-VR$
- DIII : Enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche (VL) et la jambe gauche (VF). $DIII=VF-VL$

Ces dérivations explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal.

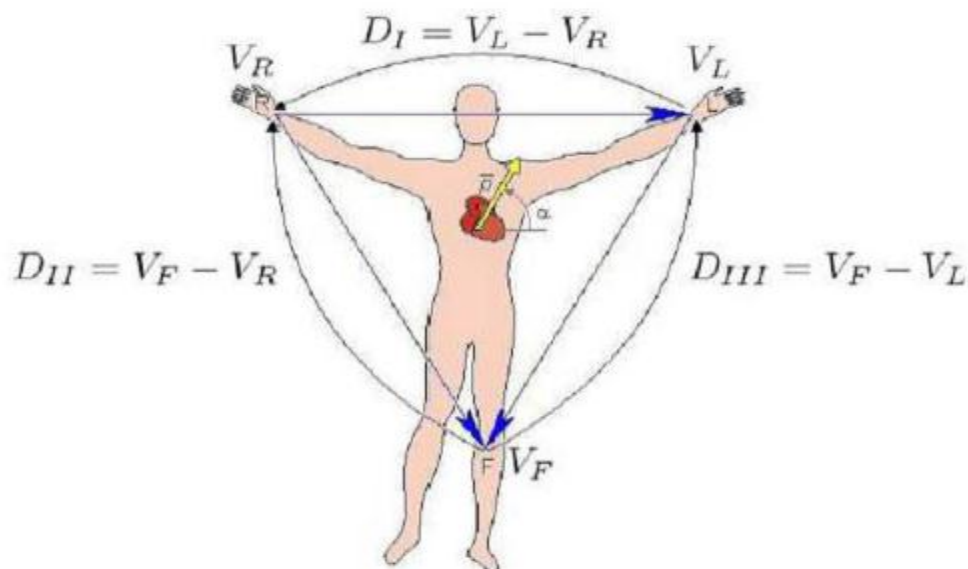


Figure 1.4 : Dérivations bipolaires et triangle d'Einthoven [7]

Plus les dérivations unipolaires aVR, aVL, aVF dites de Wilson

- aVL (left) pour l'avant bras gauche
- aVR (right) pour l'avant bras droit
- aVF (foot) pour la jambe gauche

1.5.4. Types d'électrocardiogrammes :

L'électrocardiogramme constitue un examen indolore, sans risques. Il existe plusieurs types d'électrocardiogrammes :

✓L'électrocardiogramme de repos :

Il est le cas le plus fréquent en pratique, Il est réalisé au cours d'une consultation médicale lorsque le patient est allongé sur le dos, mais il peut aussi être exécuté lors d'une intervention d'urgence par les pompiers grâce à des appareils portatifs

✓L'électrocardiogramme en continu pendant un effort est enregistré pendant toute la durée d'un effort physique du patient (sur un vélo ou sur un tapis roulant) :

-Cet ECG est souvent appelé le test à l'effort.

Chapitre 1: Généralités sur l'électrocardiogramme

-Cet électrocardiogramme est prescrit lorsque le patient décrit des palpitations ou des douleurs à la poitrine, mais que son électrocardiogramme de repos est normal.

✓ Le **Holter-ECG** est enregistré pendant 24 heures au cours des activités quotidiennes du Patient voir Figure 1.5.

- Cet électrocardiogramme est notamment utilisé pour déterminer à quel moment de la journée les troubles cardiaques du patient sont les plus importants. [6]

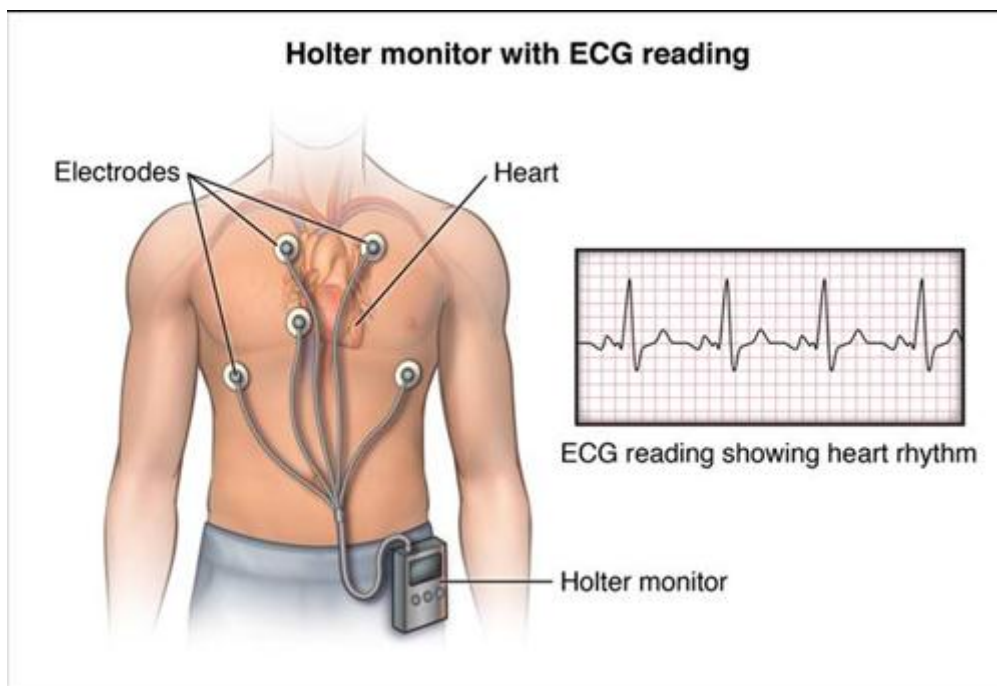


Figure 1.5 : explication de moniteur holter de ECG [24]

1.6. Electrocardiographie :

L'électrocardiographie (ECG) est une représentation graphique de l'activité électrique du cœur. Cette activité électrique est liée aux variations de potentiel électrique des cellules spécialisées dans la contraction (myocytes) et des cellules spécialisées dans l'automatisme et la conduction des influx. Elle est recueillie par des électrodes à la surface de la peau.

-L'électrocardiogramme est le tracé papier de l'activité électrique dans le cœur.

L'électrocardiographe est l'appareil permettant de faire un électrocardiogramme.

L'électrocardioscope, ou scope, est un appareil affichant le tracé sur un écran. [8]

1.7. Conclusion :

Dans ce chapitre nous présentons dans une première partie le fonctionnement de l'élément principal du système cardiovasculaire; le cœur, puis dans une seconde nous traitons d'une manière plus détaillée, le principe de l'électrocardiogramme (ECG), ses différents types.

Chapitre 2 :
Description de la méthode de détection

2.1 .Introduction :

Le processus d'identification et de classification des arythmies peut être très gênant pour un être humain car il est parfois nécessaire d'analyser chaque battement cardiaque des enregistrements ECG .

Pour résoudre ce problème, nous disposons de toute un ensemble des méthodes qu'elle faut pour connaissant bien leurs capacités et surtout leurs limitations. Il existe un grand nombre de paramètres tels que les différences de fréquence cardiaque, de largeur et de morphologie du complexe QRS et des ondes P et T de ce signal, sont nécessaires et servent à évaluer si le patient présente ou non des anomalies.

Le but de cette étape est de trouver un nombre de paramètres discriminants qui peuvent permettre un bon taux de classification ou détection de la nature des signaux ECG.

2.2. Architecture générale :

La procédure se décompose en quatre étapes schématisées par les bloc suivants :un bloc d'acquisition des données , un bloc de prétraitement , un bloc de segmentation, un bloc d'extraction de caractéristique et un bloc de classification.

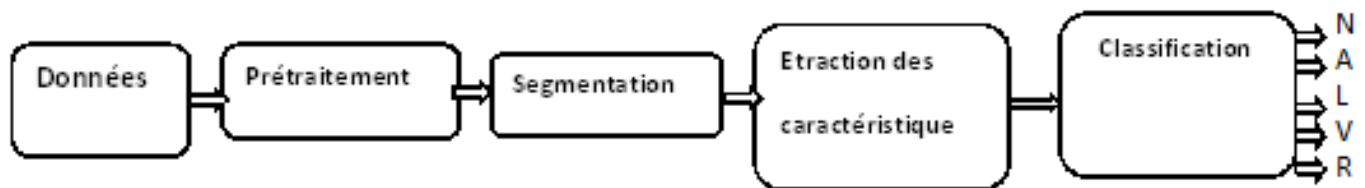


figure 2.1 :Schéma bloc de la procédure de la classification des arythmies

2.3. Donnée ECG :

Les signaux cardiaques utilisés dans cette étude ont été obtenus à partir de la base de données MIT/BIH Cette base de données contient 48 enregistrements étudiés par le Laboratoire d'Arythmie BIH.

En plus des signaux ECG trouvés dans la base de données MIT-BIH, cette base contient du bruit provenant de trois sources :

- Les ondulations de la ligne de base (Bmw : BaselineWandre).
- Bruit d'électromyogramme (ammi : artefact muscle).
- Bruit de mouvement des électrodes (Emma : électrode motion).

A chaque battement cardiaque est associé son type : normal, extrasystole auriculaire, extrasystole ventriculaire, bloc de branche gauche, droit. [5]

Type des battements (annotation de la base)	Patients MITBIT	Nombre de battements retenus
Normal(N)	100 ;103 ;113 ;114 ;115 ;119 ;121 ;123 ;202 ;205 ;220;222.231.234	7798
EA(A)	100 ;200 ;201 ;202 ;209 ;220 ; 232	1370
EV(V)	100 ;105 ;106 ;108 ;114 ;116 ;119 ;123 ;200 ;201 ;202 ;203 ;205 ;208 ;210 ;215 ;221 ;223 ;228 ;233	5139
BBG(L)	109 ;111 ;207 ;214	7403
BBD(R)	118 ;124 ;212 ;231	6345
Total		28055

Tableau 2.1 : Patients et nombre de battements utilisés dans cette étude

Symbole	signification	Occurrence
A	Contractions auriculairesprématurées	2694 fois
L	Bloc de branche gauche	8072 fois
N	Normale	46258 fois
V	Contractions ventriculairesprématurées	7024 fois
R	Bloc de branchedroite	7130 fois

Tableau 2.2 : Types et occurrences des battements cardiaques dans la base de données MITBIH.

2.4 . Prétraitement :

L'enregistrement ECG est généralement perturbé par l'interface de conduction secteur 50 Hz et d'autres bruits dus aux mouvements et à la respiration du patient, provoquant le déplacement de la ligne d'électrodes. Pour éliminer les composantes indésirables du signal ECG, nous avons donc appliqué aux enregistrements un prétraitement qui consiste en deux filtres passe-bas (1) suivis d'un filtre passe-haut (2). Les fonctions de transfert pour les deux filtres sont : [5]

$$\mathbf{L}(Z)=\frac{1-2Z^{-6}+Z^{-12}}{1-2Z^{-1}+Z^{-2}} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{L}(Z)=\frac{1}{36} \cdot \frac{1-2Z^{-6}+Z^{-12}}{1-2Z^1+Z^{-2}} \quad (2.2)$$

2.5 . Segmentation :

Etape importante et délicate du traitement automatique, dont le résultat est la fragmentation du signal en trames successive homogènes , en isolant ainsi les principales ondes utiles du point de vu clinique : les ondes P et T et le complexe QRS.

Bien que la segmentation des battements cardiaques ne soit pas l'objet principal de cette étude. Cette étape est d'une importance primordiale dans le processus de classification cardiaque de l'arythmie, car certaines erreurs se propagent aux étapes suivantes et ont un fort impact dans la classification finale du système d'arythmie. [9]

2.6. Extraction des caractéristiques :

2.6.1 .Les ondes du signal ECG L'électrocardiogramme (ECG) :

✓**L'Onde P** : correspond à la contraction auriculaire. Espace PQ : correspond au temps écoulé entre le début de la systole auriculaire et ventriculaire

✓**Le complexe QRS** : Reflète la contraction des deux ventricules, sa durée est de 0.08 seconde.

*La borne **Q** est négative et de faible amplitude.

* La borne **R** est positive et a une grande amplitude.

* La borne S est négative et a une faible amplitude.

✓L'onde T: Correspond à la fin de la contraction ventriculaire et à la répolarisation du myocarde.

✓L'onde U : Apparaît parfois mais elle n'est pas utilisée pour le diagnostic. [10]

2.6.2. Les segments et intervalles qui caractérisent un ECG normal :

a)L'Intervalle PR ou PQ: L'intervalle PR ou PQ, mesuré du début de l'onde P au début du complexe QRS.

b) L'Intervalle QRS: La durée de cet intervalle représente le temps de dépolarisation ventriculaire.

c)L'Intervalle ST: Le segment ST est la partie du tracé comprise entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T.

d)L'Intervalle QT: Il s'agit de la distance entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T.

e)L'Intervalle RR: Cet intervalle désigne le temps entre deux ondes R successives. [7]

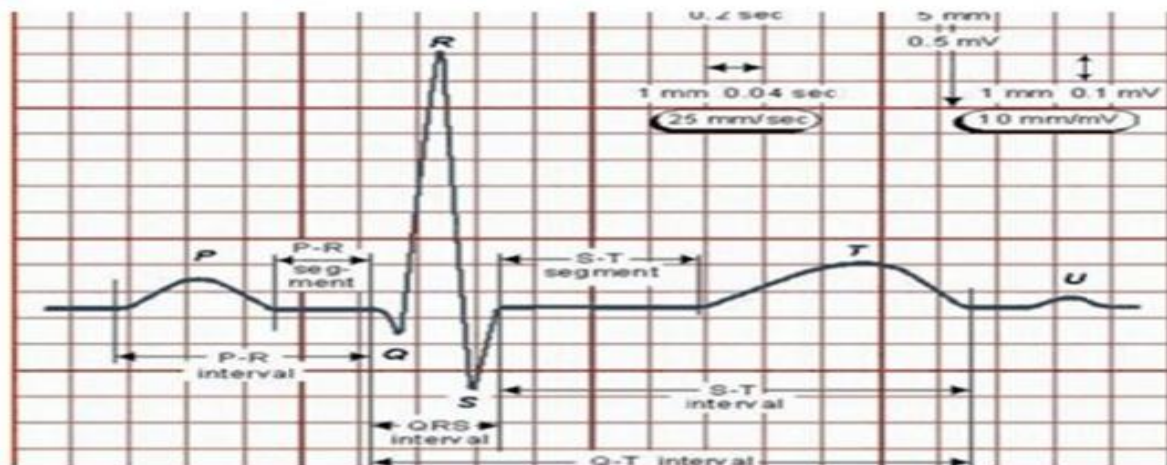


Figure 2.2 : segment et intervalles de l'ECG

—Contrairement aux battements normaux , les extrasystoles ventriculaires (ESV) sont des battements anormaux qui naissent aux niveaux des ventricules (foyer ectopique ventriculaire). Sur le tracé de l'ECG, elles apparaissent comme des complexes QRS prématurés, larges et non précédé d'une onde P.

2.6.3. Les extrasystoles ventriculaires peuvent généralement se produire de façon aléatoire ou à des intervalles prévisibles, peuvent augmenter sous certains facteurs (par exemple l'anxiété, le stress, l'alcool, la caféine et certains médicaments sympathomimétiques), pendant l'hypoxie ou en présence de perturbations hydriques et électrolytiques. [11]

Les différents battements considérés sont illustrés par la figure 2.3

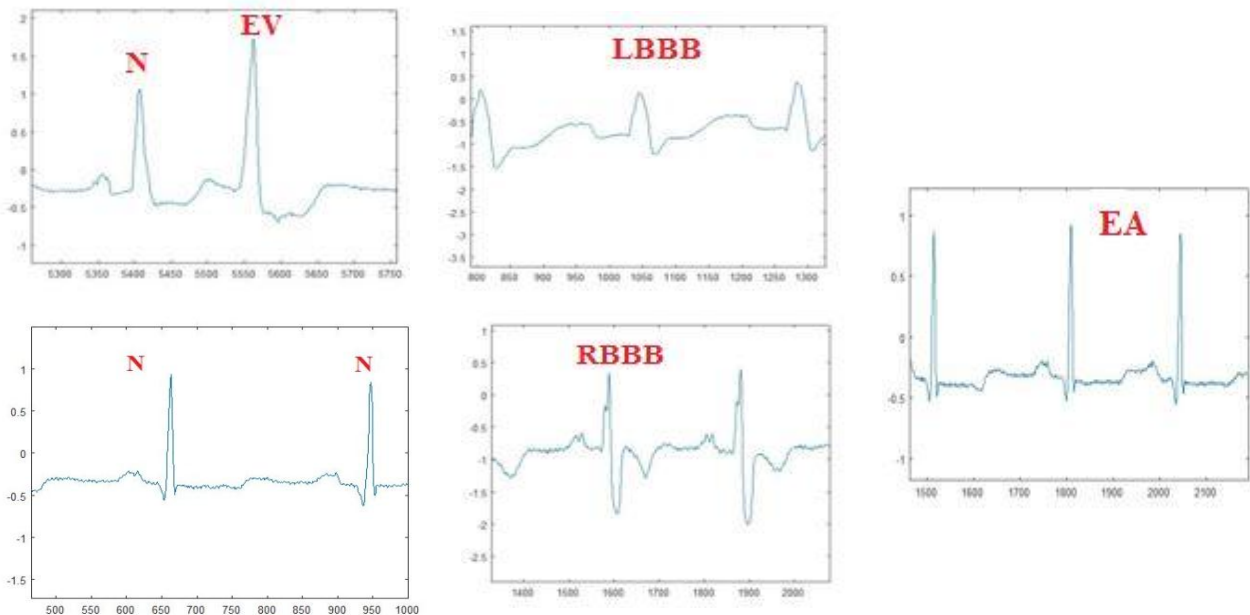


Figure 2.3. Les différentes formes de battements cardiaques considérés.

2.7 .Extraction des paramètres :

La détection des pics R (localisation des battements) est la première étape de toute analyse automatique de l'ECG. Dans ce contexte, le travail abordé dans [2] présente plusieurs méthodes différentes de détection des pics R avec une comparaison de leurs performances. La majorité des méthodes utilisent le calcul de la dérivée, puis un seuillage. D'autres méthodes sont basées sur l'utilisation des ondelettes, alors que d'autres algorithmes sont basés sur des filtres numériques (Daskalov),

Dans notre travail on a opté pour une détection simple basée sur l'utilisation d'un simple seuillage du signal ECG car les ondes R sont en général de plus grande amplitude que les autres ondes. Pour chaque pic R détecté, une fenêtre d'observation est ouverte autour du point détecté ce qui permet de segmenter le battement complet avec ces composantes (P, Q, R, Set T). La taille de la fenêtre de segmentation a été choisie de façon heuristique en se référant aux signatures des battements normaux.

L'extraction des caractéristiques du signal ECG consiste à l'identification précise des ondes élémentaires qui le composent (ondes : QRS,P, et T). De manière générale, cette tâche est très complexe car la morphologie de ces ondes varie d'un individu à l'autre, et même chez le même sujet ; elle varie d'un cycle à l'autre.

Dans notre travail, nous avons extrait deux types de caractéristiques : les caractéristiques morphologiques. Pour les caractéristiques morphologiques, on est amené à déterminer les instants et les amplitudes des extrémums (P, Q, R, S et T) dans chaque segment ECG. Ensuite, on procède à mesurer les durées suivantes :

- La durée du complexe QRS ;
- Les durées ST, QT et ST ;
- Les durées PQ et PR.

Alors, le vecteur de caractéristiques morphologiques obtenu comporte 11 paramètres.

2.8. Conclusions :

Dans ce chapitre, nous sommes concentrés sur les étapes acquisition, le prétraitement, la segmentation des signaux ECG puis l'extraction de leurs caractéristiques morphologiques qui caractérisent un battement.

Chapitre 3:

Les Réseaux de Neurones Artificiels

3.1 Introduction :

Le cerveau est un système de traitement de l'information extrêmement complexe, non linéaire et parallèle, Il est capable d'organiser ses constituants structurels appelés neurones de manière à effectuer certains calculs. Les travaux sur les réseaux de neurones artificiels, ont été motivés dès le début par le fait que le cerveau humain calcule d'une manière totalement différente de l'ordinateur numérique classique. Les réseaux de neurones ont été introduits dans les années 1950 avec une impulsion biologique. Cependant, ce n'est qu'en 2010 que ces réseaux ont obtenu des résultats étonnants, grâce à une augmentation massive des données d'entraînement et à une vitesse accrue.

3.2 Définition :

Les réseaux de neurones artificiels ANN sont des techniques d'apprentissage numérique. Leurs structures sont inspirées du système nerveux humain. Les réseaux ANN sont composés des éléments de calcul qui s'appellent les neurones, ces neurones sont interconnectés par des lignes ou à chaque ligne est associée une valeur numérique (w) qui s'appelle poids (weight). De plus, chaque neurone possède une règle de propagation Net (valeur net), et une fonction d'activation F_k et éventuellement une entrée libre ou biais w_0 . Le réseau doit se doter d'une technique qui lui assure la récolte des informations à partir du monde extérieur ou simplement d'une règle d'apprentissage qui permettent au réseau de s'adapter à l'environnement par l'ajustement et l'actualisation de ses poids (weightupdating), et cela d'une manière synchrone ou asynchrone selon le cas. [14]

✓Les domaines d'application des réseaux neuronaux sont

–Traitement du signal, maîtrise des processus, robotique, classification, prétraitement des données, reconnaissance de formes, analyse de l'image et synthèse vocale, diagnostics et suivi médical, marché boursier et prévisions et demande de crédits ou de prêts immobiliers.

3.3 Les neurones :

Un réseau connexionniste est constitué d'éléments extrêmement simples qui interagissent pour donner au réseau son comportement global. Dans les modèles de liens, ces éléments sont des préprocesseurs qui sont définis par analogie avec des neurones, des neurones.

Ces unités de base reçoivent des signaux provenant de l'extérieur ou d'autres neurones du réseau. Ils calculent une fonction, simple en général, de ces signaux et envoient à leur tour des signaux vers un ou plusieurs autres neurones ou vers l'extérieur. La Figure 3.1 montre un schéma comportant les organes principaux d'un neurone artificiel. [9]

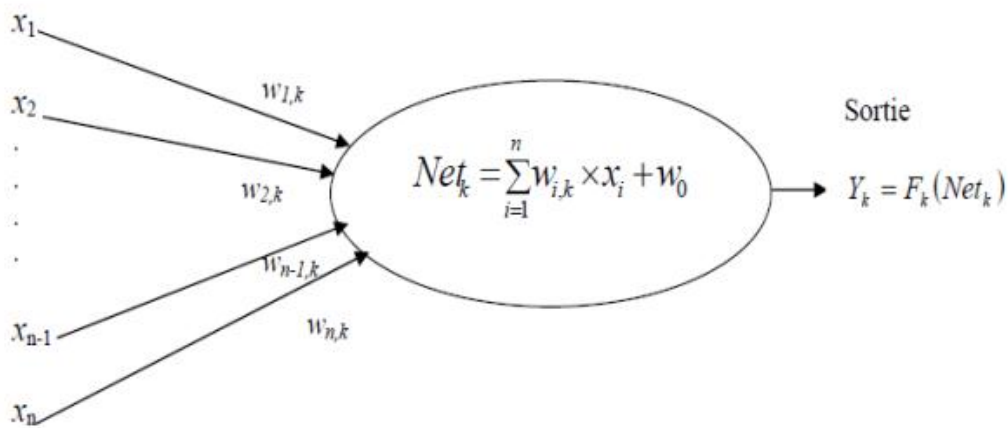


Figure 3.1: représentation d'un neurone artificiel [12]

x_n : L'entrée n du k^{ème} neurone.

w_{ik} : Poids associé à l'entrée i du neurone k.

$Net_k = \sum w_{ik} x_i + w_0$: règle de propagation ou valeur net.

w_0 : Valeur d'offset ou biais interne.

F_k : Fonction d'activation.

Y_k : Sortie du neurone k.

3.4 .Architectures des réseaux de neurones :

Bien que la modélisation du neurone formel ne soit qu'une simple imitation du neurone biologique, de bonnes organisations de ces simples cellules de base permettent d'avoir des réseaux de neurones ayant de grandes capacités de calcul et d'apprentissage. Cependant, l'organisation topologique des réseaux de neurones n'est généralement pas le résultat d'un mimétisme de structures neurobiologiques. [15]

3.5. Types de Réseaux de Neurones : [16]

a) Les réseaux de neurone non bouclé : Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones le composant. L'entrée au réseau indique les informations que ce dernier reçoit de l'environnement extérieur. Dans un tel réseau, les informations circulent dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie. Ce type de réseau ne permet pas d'annuler l'information. L'entrée au réseau indique les informations que ce dernier reçoit de

l'environnement extérieur. Dans un tel réseau, les informations circulent dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie. Ce type de réseau ne permet pas d'annuler l'information.

b) Les réseaux de neurone bouclé : Dans un réseau bouclé, appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, il est possible de trouver au moins un cycle où l'information peut revenir à son point de départ. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires. Cependant qu'un réseau soit non bouclé ou bouclé, dans la phase de son développement, une phase d'apprentissage est nécessaire. Différents types d'apprentissages sont connus dans la littérature.

-Perceptron: Le perceptron est l'un des réseaux de neurones les plus utilisés pour des problèmes d'approximation, de classification et de prédiction il a été introduit pour la première fois en 1957 par Frank Rosenblatt. [16]

a) Le perceptron simple :

Il est dit simple parce qu'il ne dispose que de deux couches ; la couche en entrée et la couche en sortie. Le réseau est alimenté en recevant des informations d'entrée. Le traitement de la donnée dans ce réseau se fait entre la couche d'entrée et la couche de sortie qui sont toutes reliées entre elles. Ainsi, le réseau intégré n'a qu'une matrice de poids. Le fait de disposer d'une seule matrice de poids limite le perceptron simple à un classificateur linéaire permettant de diviser l'ensemble d'informations obtenues en deux catégories distinguées.[16]

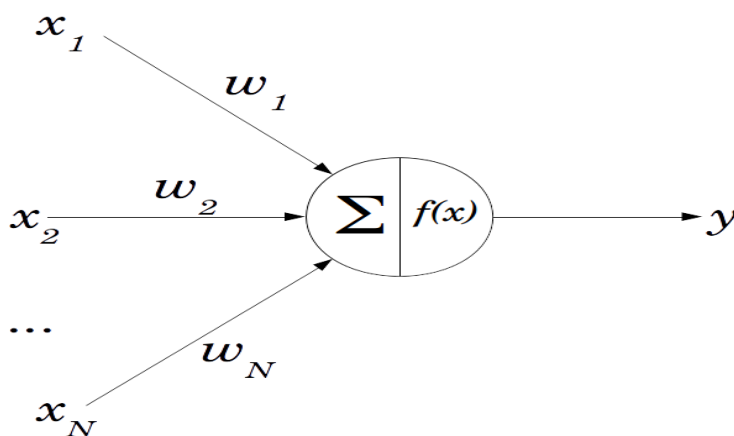


Figure 3.2: présentation du perceptron simple[24]

b) Perceptron multicouche :

Les réseaux multicouches permettent de lever la limitation de classification linéairement séparable. On peut même démontrer qu'avec un réseau de trois couches (deux couches cachées + une couche de sortie), on peut construire des frontières de décision de complexité quelconque, ouvertes ou fermées, concaves ou convexes, à condition d'employer une fonction de transfert non linéaire et de disposer de suffisamment de neurones sur les couches cachées.

de transfert non linéaire et de disposer de suffisamment de neurones sur les couches cachées.

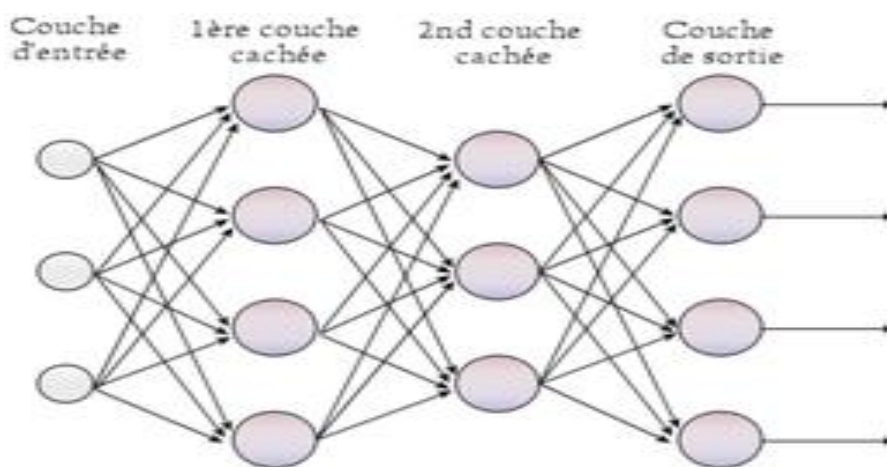


Figure 3.3: présentation de perceptron multicouche[25]

3.6. Les capacités de Réseaux de Neurones :

Une définition plus large d'un réseau de neurones pratique est qu'il s'agit d'un ensemble de neurones interconnectés qui apprennent progressivement de leur environnement (données) pour capturer les relations linéaires et valeurs non linéaires fondamentales dans des données complexes, afin de fournir des prédictions fiables pour de nouvelles situations contenant du bruit ou des informations même partielles. Les neurones sont les unités informatiques de base qui effectuent le traitement de données local dans un réseau. Ces neurones forment des réseaux massivement Les Réseaux de Neurones Artificiels parallèles dont la fonction est déterminée par la structure du réseau, la force de connexion entre les neurones et le traitement effectué au niveau des neurones.[17]

3.7. Les fonctions d'activations : [19]

La fonction d'activation est une transformation linéaire ou non linéaire, elle permet la liaison entre la sortie et son entrée. Vu la variété des modèles de Réseaux de Neurones Artificiels, différentes fonctions ont été proposées, parmi lesquelles on peut citer :

- **Les modèles linéaires et sigmoïdaux** : ces modèles sont très adaptés aux algorithmes d'apprentissage comme celui de rétro propagation du gradient .
- **Le modèle à seuil** : ce modèle est très proche et conforme à la réalité biologique mais il pose des problèmes d'apprentissage.
- **Modèle stochastique** : Ce type de modèle est utilisé pour des problèmes d'optimisation globale de fonctions perturbées ou de symétrie avec des systèmes de particules.

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icône
Seuil	$y = 0$ si $s < 0$ $y = 1$ si $s \geq 0$	
Seuil symétrique	$y = -1$ si $s < 0$ $y = 1$ si $s \geq 0$	
Linéaire	$y = s$	
Linéaire saturée	$y = 0$ si $s < 0$ $y = s$ si $0 \leq s \leq 1$ $y = 1$ si $s > 1$	
Linéaire saturée symétrique	$y = -1$ si $s < -1$ $y = s$ si $-1 \leq s \leq 1$ $y = 1$ si $s > 1$	
Linéaire positive	$y = 0$ si $s < 0$ $y = s$ si $s \geq 0$	
Sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + \exp(-s)}$	

Tableaux 3.1 : les fonctions d'activation de réseaux neurones

3.8. Apprentissage des Réseaux de neurones : [19]

L'apprentissage automatique est utilisé pour équiper les ordinateurs et les machines de systèmes de vision ; reconnaissance d'objets (visages, langues naturelles, écriture...) ; aide au diagnostic médical en particulier; Classification des séquences d'ADN...etc.

Types d'apprentissage : Il présente plusieurs types dont les plus couramment utilisés sont :

3.8.1 Apprentissage supervisé : consiste à saisir de nombreuses données (traits et étiquettes) préalablement identifiées et étudiées par un expert ; Pour la première étape, le réseau apprend ces échantillons en réduisant l'erreur entre la sortie requise et la sortie obtenue, puis vient la deuxième étape où le réseau prédit la sortie en fonction de ce qu'il a appris auparavant.

3.8.2 Apprentissage non supervisé : Comme son nom l'indique, c'est l'opposé du premier. Dans cet apprentissage, l'algorithme n'a pas d'étiquettes, et va essayer de les deviner : il est autodidacte. Il continuera à collecter en recherchant des données similaires. On l'utilise quand on ne sait pas quoi chercher, on l'appelle aussi "groupement", ce qui signifie "groupement"

3.9 .Avantages des réseaux de neurones :

- La capacité de représenter n'importe quelle fonction, qu'elle soit linéaire ou non, simple ou complexe.

- La faculté d'apprendre à partir d'exemples représentatifs, au moyen de la "propagation inverse des erreurs". L'apprentissage (ou la construction de modèles) est automatique
manque de fiabilité des données.

-Simplicité dans les échanges, le travail personnel est bien moindre que présenté dans l'analyse .Statistiques classiques. Aucune compétence MAT, calcul statistique requis.

-Moins de mauvais comportement en cas de faible quantité de données.

-Pour un utilisateur novice, l'idée d'apprendre est plus facile à comprendre que

La complexité des statistiques multi variées. [20]

3. 10. Inconvénients des Réseaux de Neurones :

- Il n'existe pas de moyen systématique pour déterminer au mieux la topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la ou les couches cachées.
- sélection des valeurs initiales des poids du réseau et ajustement de l'étape d'apprentissage,
- Il joue un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème de l'apprentissage excessif (apprentissage) au détriment de la généralisation.
- Les connaissances acquises grâce au réseau de neurones sont codées par les valeurs des poids incompréhensibles pour l'utilisateur. [20]

3.11 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons défini le réseau de neurones, présentés on architecture, cité ses types et son apprentissage avec ses différents types, supervisé, non- supervisé, enfin nous avons données avantages et inconvénients sur les réseaux de neurones.

Chapitre 4:

Simulation et résultats

4.1. Introduction :

La classification des arythmies cardiaques est une étape importante dans les systèmes d'aide à la 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 électro cardiographiques en cinq classes : normaux et présentant des arythmies. Pour la classification, nous utilisons un réseau de neurones de type MLP avec classification multi-catégories où nous utilisons une base de données qui contient 5 catégories correspondent aux types de maladies cardiaques. La classification multi-catégories nous permettra de trouver le type de maladie soit : EA (A), LBBB (L), N, EV(V), ou RBBB(R),.

4.2. Chargement de base donnée :

Nous avons travaillé avec une base segmentée qui contient des classes utilisées dans notre travail chaque classe contient des battements cardiaques.

Classes	Classe A	Classe L	Classe N	Classe R	Classe V
Nombres des battements	2541	8068	6814	7252	7127

Tableaux 4.1: représentation des classes et leurs nombres de battement

4.3. La segmentation :

La segmentation est réalisée en suivant les étapes suivantes :

Pour chaque enregistrement, on effectue :

- La détection des pics R;
- Pour chaque pic R détecté, on ouvre une fenêtre d'observation au tour du pic R : 100 points précédant le pic R plus 179 points suivant le pic R ce qui implique qu'on a une fenêtre de segmentation de 280 points. Cette taille est fixée de manière heuristique c'est-à-dire qu'on a observé qu'une fenêtre d'observation de 280 points est suffisante pour observer un battement de type normal et on a généralisé pour les autres types de battement.

4.4. Extraction des paramètres :

Dans cette phase, l'extraction de caractéristiques consiste à transformer chaque segment (battement) à un vecteur réduit représentant la signature du battement. On a extrait les caractéristiques morphologiques:

Les intervalles : PQ, QS, ST, QT, PR et RT ;

Les amplitudes des pics : R, P, Q, S et T ;

Ce qui donne un vecteur de 11 caractéristiques par segment.

4.5. La classification: [5]

En utilisant les paramètres; la classification doit être capable de " donner le diagnostic ", en aidant le médecin. La classification consiste à partir d'un ensemble d'objets de classes connues appelé ensemble d'apprentissage, à produire un modèle de classe caractérisant ces données et surtout, pouvant être généralisé à un ensemble de données plus large. Chaque étape est particulièrement délicate et demande une qualité quasi parfaite.

Les réseaux de neurones artificiels ont des propriétés remarquables : capacité d'adaptation, apprentissage à partir d'exemples et généralisation, robustesse face au bruit, Ils sont remarquablement bons pour extraire des règles à partir d'exemples de problèmes difficiles à modéliser.. En raison de ces propriétés, les méthodes connexionnistes ont connu ces dernières années un très grand succès dans l'analyse et l'interprétation des signaux ECG. Pour cette raison,, nous avons utilisé le réseau de neurones qui est le perceptron multicouche MLP.

Sa fonction d'activation est sigmoïde : $\varphi(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ (4.1)

4.6. Les mesures de performances :

4.6.1. Matrice de confusion

4.6.1.1. Définition : [21]

La matrice de confusion est un résumé des résultats des prédictions concernant un problème de classification. Les prédictions correctes et incorrectes sont mises en évidence et divisées par classe. Les résultats sont ainsi comparés aux valeurs réelles.

Cette matrice aide à comprendre à quel point le modèle de classification peut prêter à confusion lors de la réalisation de prédictions. Cela permet non seulement de savoir quelles erreurs ont été commises, mais surtout quel type d'erreurs ont été commises. Les utilisateurs peuvent l'analyser pour déterminer les résultats qui indiquent comment les erreurs se sont

produites.

Pour bien comprendre le fonctionnement de la matrice de confusion, il est important de comprendre les quatre termes principaux : TP, TN, FP et FN. Voici la définition exacte de chacun de ces termes:

TP (True Positives) : les cas où la prédiction est positive, et où la valeur réelle est effectivement positive. Exemple : Le médecin vous dit que vous êtes enceinte et que vous êtes déjà enceinte.

TN (TrueNegatives) : cas où la prédiction est négative et où la valeur réelle est en fait négative. Exemple : Votre médecin vous dit que vous n'êtes pas enceinte et que vous n'êtes pas réellement enceinte.

FP (faux positif) : Cas où la prédiction est positive, mais la valeur réelle est négative. Exemple : Votre médecin vous dit que vous êtes enceinte, mais ce n'est pas le cas.

FN (faux négatif) : Cas où la prédiction est négative, mais la valeur réelle est positive. Exemple : Le médecin vous dit que vous n'êtes pas enceinte mais que vous l'êtes.

		PREDICTIVE VALUES	
		POSITIVE (1)	NEGATIVE (0)
ACTUAL VALUES	POSITIVE (1)	TP	FN
	NEGATIVE (0)	FP	TN

Figure 4.1 : représentation matrice confusion

4.6.1.2 Accuracy : [22]

Ce paramètre résume tous les avantages et inconvénients réels et le divise par le nombre total d'instances. Il apporte une réponse à la question suivante : de toutes les catégories positives et négatives, le nombre de valeurs élevées correctement prédites pour ce paramètre est le plus souvent souhaitable. Il peut également être calculé par la formule suivante :

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4.1)$$

4.6.1.3 Le taux d'erreur [22]

Le taux d'erreur ou ERR (taux d'erreur en anglais) est une mesure qui est calculée en additionnant toutes les prédictions incorrectes sur le nombre total de données (positives et négatives). Plus il est bas, mieux c'est. Le meilleur taux d'erreur possible est de 0, mais il est rarement atteint par un modèle dans la pratique.

$$\text{Erreur rate} = 1 - \text{accuracy} \quad (4.2)$$

4.7.Procédure de la simulation

Dans notre étude, Le classificateur MLP exige une matrice de (16800 x 11) données à son entrée, chaque neurone correspond à un attribut (Les intervalles PQ, QS, ST, QT, PR et RT et les amplitudes des pics : R, P, Q, S et T) et un neurone à sa sortie correspondant à cinq classes (état sain et quatre arythmies) codées comme suit :

Classes	Classe A	Classe R	Classe N	Classe L	Classe V
Codage	[0 0 0 0 1]	[0 0 0 1 0]	[1 0 0 0 0]	[0 0 1 0 0]	[0 1 0 0 0]

Tableaux 4.2 : Représentation de codage pour chaque classe

Ce neurone produit la classe qui correspond à la classe la plus probable.

La fonction d'activation utilisée sigmoïde .

La figure ci-dessous montre le classificateur MLP dans MATLAB :

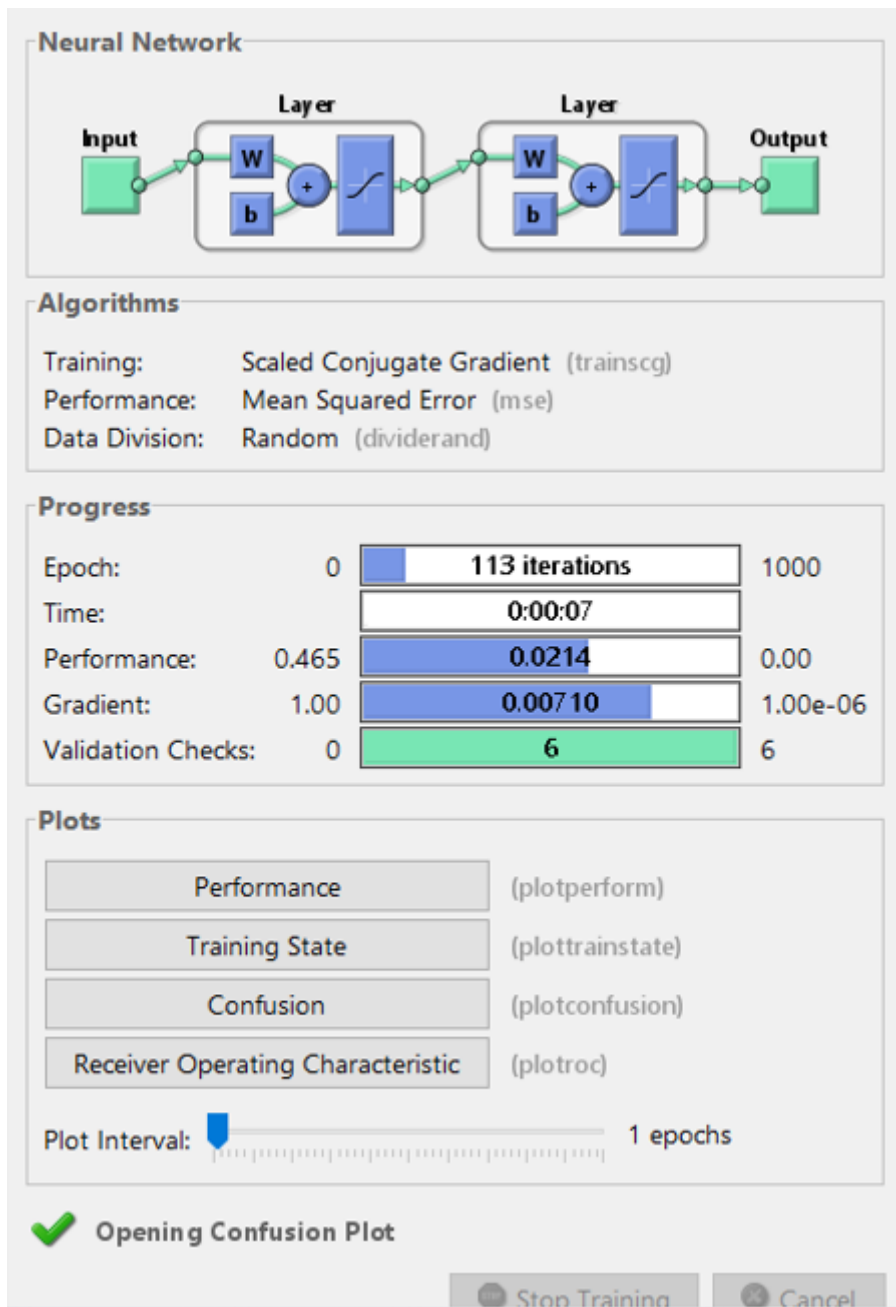


Figure 4.2: le MLP conçu par le Matlab.

4.8 Etude des performances :

On a fait plusieurs tests pour étudier les performances de notre classifieur en fonction du nombre d'échantillons de données (N) et le nombre de nœuds dans la couche cachée (M).

M={10, 20, 30}

4.8.1. Etude de l'accuracy en fonction du nombre de nœuds dans la couche cachée (M)

4.8.1.1. Pour N global

4.8.1.1.1. Matrice de confusion pour N global

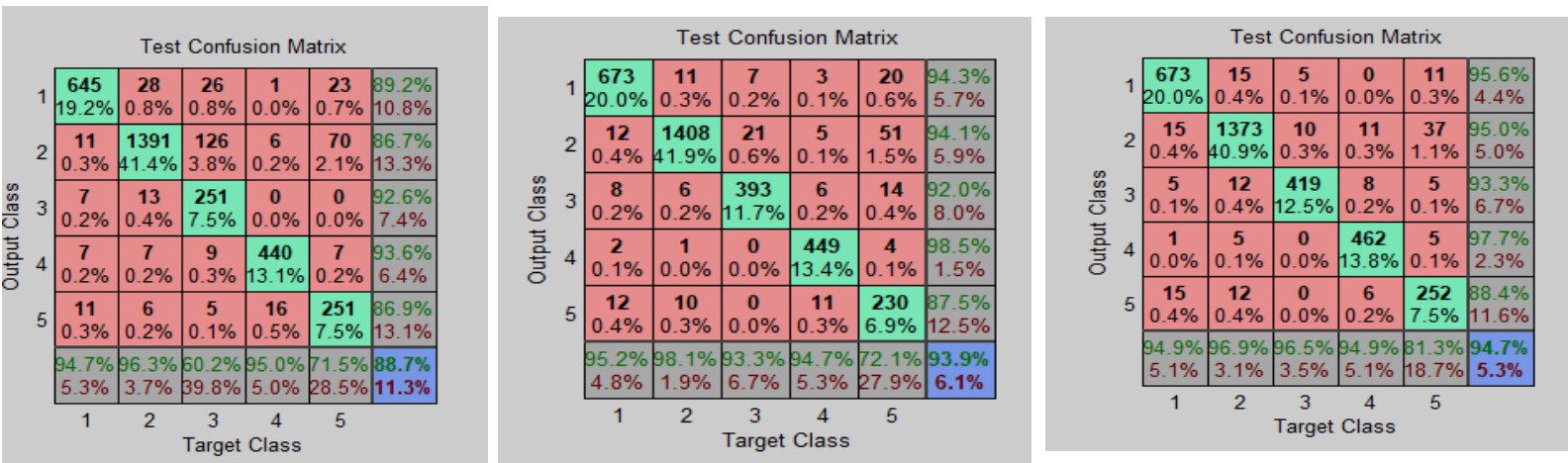


Figure 4.3 : matrice global M=10,20 et 30

—On observe que la meilleure performance pour M =30 est de 94.7 % .

4.8.1.1.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N global

—Dans le tableau suivant nous avons calculé L'accuracy, le taux d'erreur, et pour chaque classe .

CHAPITRE 4 :Simulation et résultats

M= 10	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.887	0.947	0.963	0.603	0.950	0.715
Erreur rate	0.113	0.053	0.037	0.397	0.05	0.285
M=20	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.939	0.952	0.981	0.933	0.947	0.721
Erreur rate	0.061	0.048	0.019	0.067	0.053	0.279
M=30	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.947	0.949	0.969	0.965	0.949	0.813
Erreur rate	0.053	0.051	0.031	0.035	0.051	0.187

Tableau 4.3 : L'accuracy, le taux d'erreur, de matrice global pour chaque classe

4.8.1.2. Pour N =200

4.8.1.2.1. Matrice de confusion pour N =200

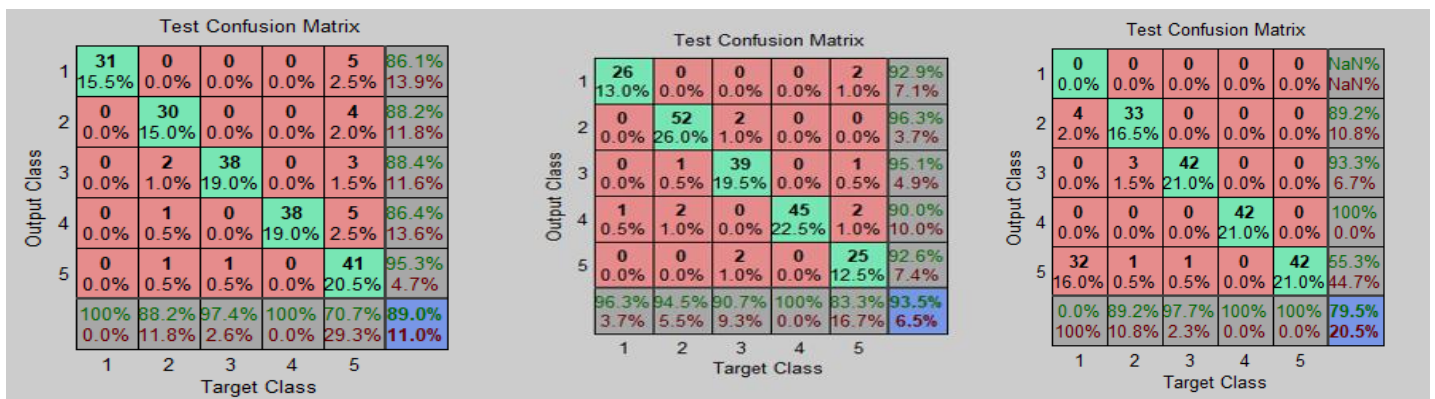


Figure 4.4 : les matrices de confusion pour N=200 correspondant à M =10,20 ,30

4.8.1.2.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =200

–Dans le tableau suivant nous avons calculé accuracy et erreur rate global et pour chaque classe .

N=200 M=10	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.89	1	0.882	0.974	1	0.707
Erreur rate	0.11	0	0.118	0.026	0	0.293
N=200 M= 20	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.935	0.963	0.945	0.907	1	0.833
Erreur rate	0.065	0.037	0.055	0.093	0	0.117
N=200 M=30	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.785	0.0	0.892	0.977	1	1
Erreur rate		0	0.108	0.023	0	0

Tableau 4.4 :L'accuracy, le taux d'erreur, pour N=200

4.8.1.3. Pour N =400

4.8.1.3.1. Matrice de confusion pour N =400

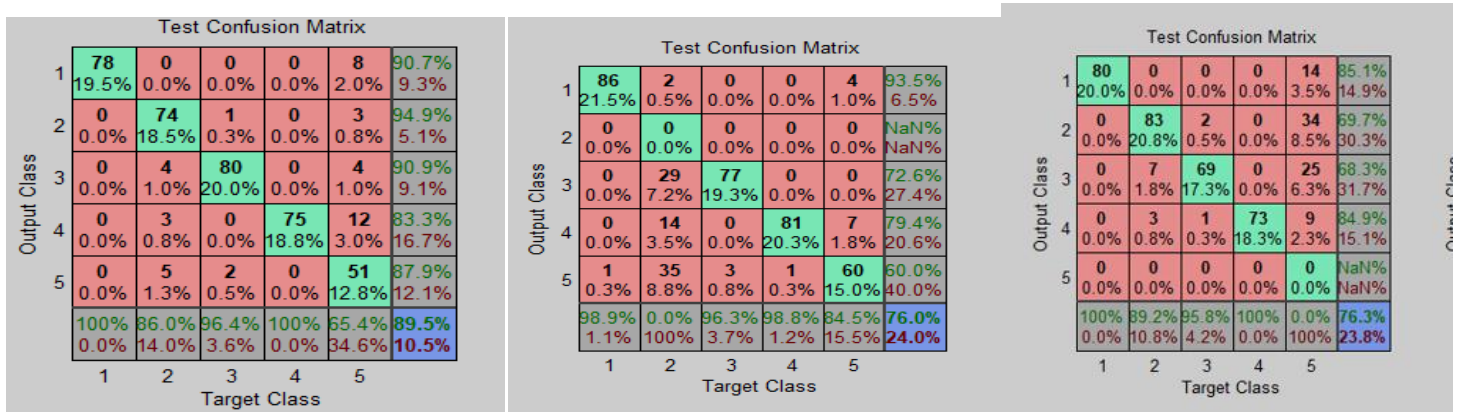


Figure 4.5 : La matrice de confusion pour N=400 correspondant à M =10,20 ,30

4.8.1.3.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =400

–Dans le tableau suivant nous avons calculé accuracy et erreur rate global et pour chaque classe .

N=400 M=10	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.895	1	0.96	0.964	1	0.654
Erreur rate	0.105	0	0.04	0.036	0	0.346
N=400 M=20	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.76	0.989	0 .0	0.963	0.988	0.845
Erreur rate	0.24	0.011	0	0.037	0.012	0.155
N=400 M=30	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.763	1	0.892	0.958	1	0.0
Erreur rate		0	0.108	0.042	0	0

Tableau 4.5 :L’accuracy, le taux d’erreur, pour N=400

4.8.1.4. Pour N =600

4.8.1.4.1. Matrice de confusion pour N =600

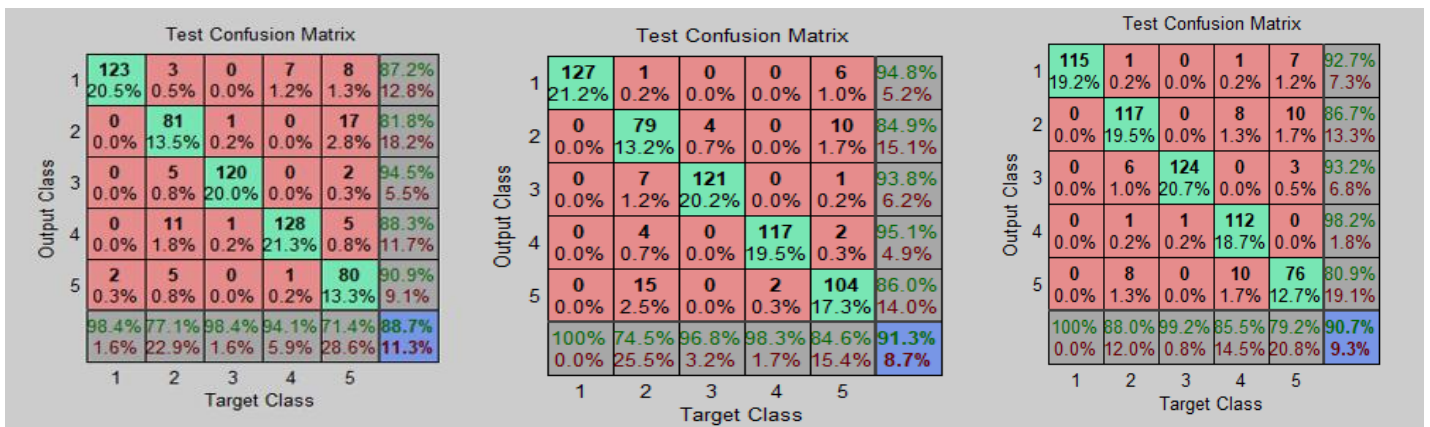


Figure 4.6 : les matrices de confusion pour N=600 correspondant à M =10,20 ,30

4.8.1.4.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =600

–Dans le tableau suivant nous avons calculé l’accuracy et erreur rate global et pour chaque classe .

N=600 M=10	global	A	R	N	L	V
Accuracy	0.887	0.984	0.771	0.984	0.941	0.741
Erreur rate	0.113	0.016	0.229	0.016	0.056	0.259
N=600 M=20	global	A	R	N	L	V
Accuracy	0.913	1	0.745	0.968	0.983	0.846
Erreur rate	0.087	0	0.255	0.032	0.017	0.154
N=600 M =30	global	A	R	N	L	V
Accuracy	0.907	1	0.88	0.992	0.855	0.792
Erreur rate	0.093	0	0.12	0.008	0.145	0.208

Tableau 4.6 :L’accuracy, le taux d’erreur pour N=600

4.8.1.5. Pour N =900

4.8.1.5.1. Matrice de confusion pour N =900

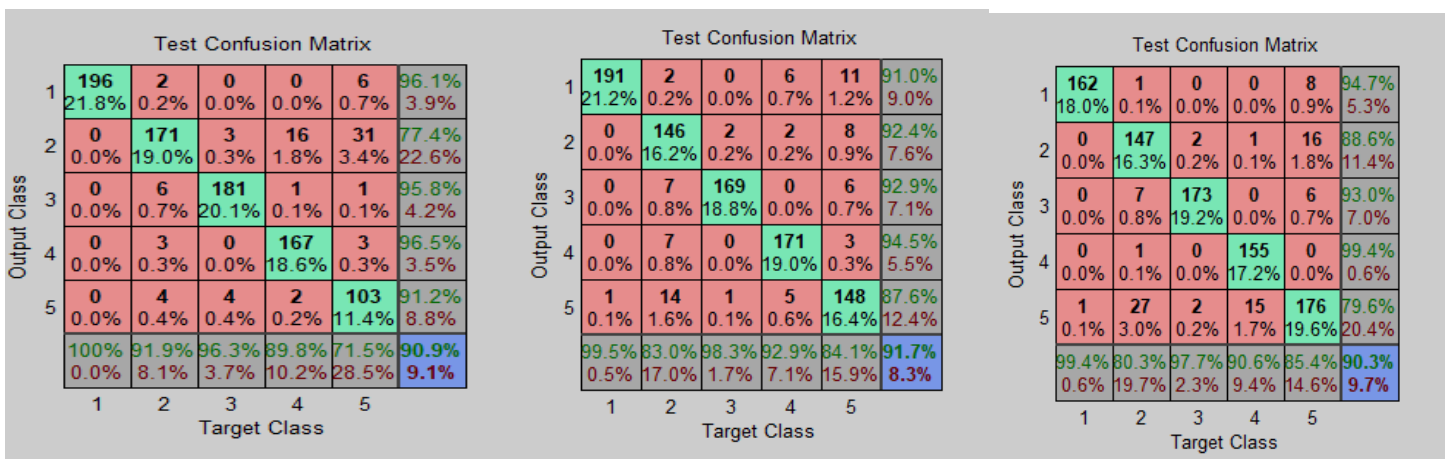


Figure 4.7 : les matrices de confusion pour N=900 correspondant à M =10,20 ,30

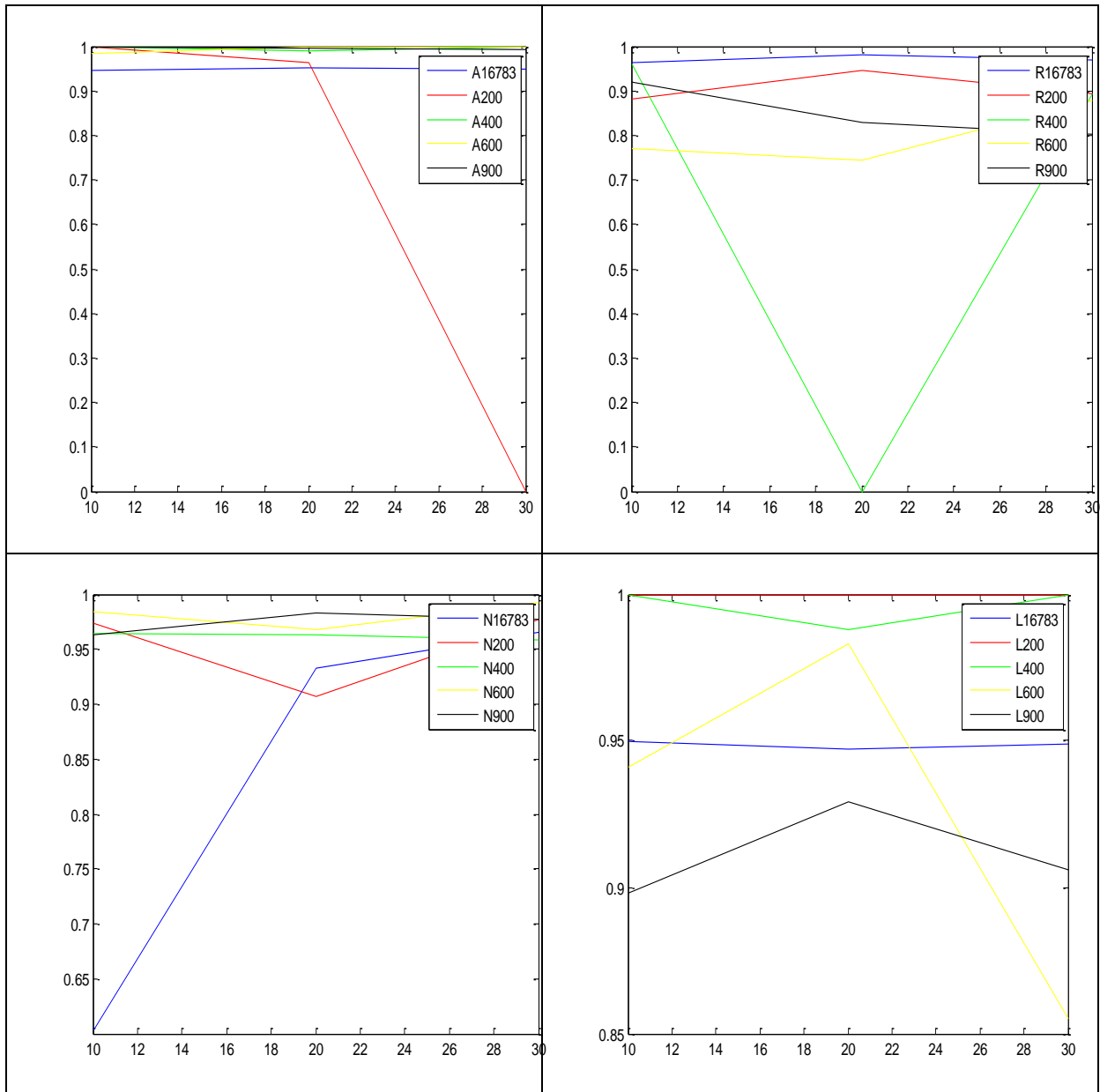
4.8.1.5.2. Résultats de test obtenus pour chaque classe pour N =900

–Dans le tableau suivant nous avons calculé l’accuracy et erreur rate global et pour chaque classe .

N=900 M =10	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.909	1	0.919	0.963	0.898	0.714
Erreur rate	0.091	0	0.081	0.037	0.102	0.286
N=900 M=20	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.917	0.995	0.83	0.983	0.929	0.841
Erreur rate	0.083	0.005	0.17	0.017	0.071	0.159
N=900 M=30	global	A	R	N	L	V
Accurcy	0.903	0.994	0.803	0.977	0.906	0.854
Erreur rate	0.097	0.006	0.197	0.023	0.094	0.146

Tableau 4.7 :L’accuracy, le taux d’erreur, pour N=900

4.9. Evolution des performances des classes et globale en fonction de M et N :



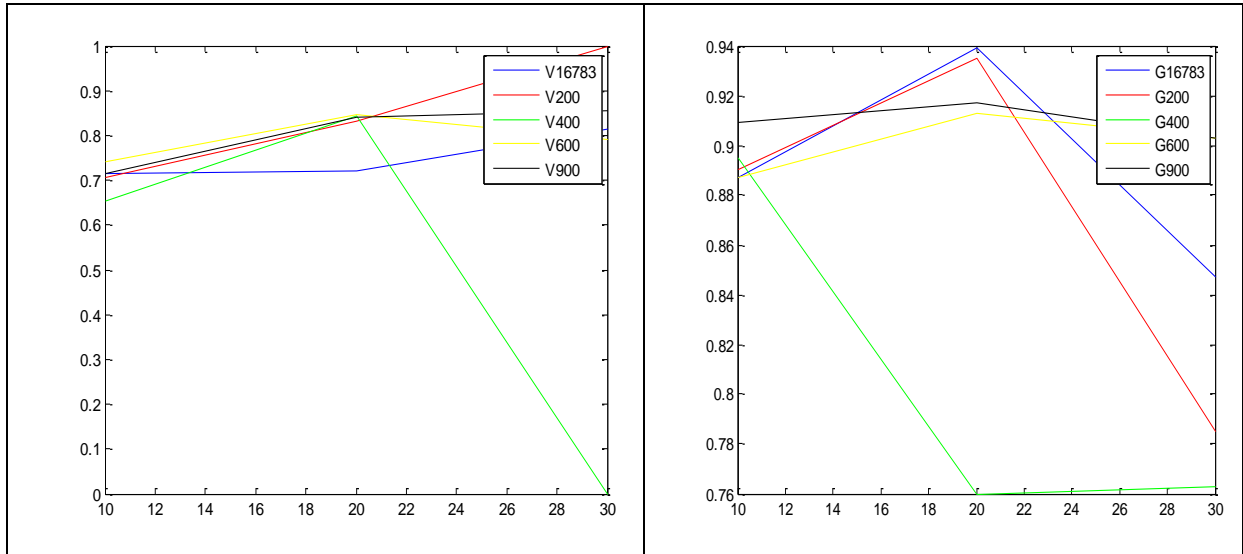


Figure 4.8: Les performances des classes et globale en fonction de M et N

4.9.1. Récapitulation de la performance globale en fonction de N et M :

Nous avons mentionné la performance(l'accuracy) optimale pour en fonction de N et M

4.9.1.1. Pour N différent de N global

N , M	N=200 M=20	N=400 M=10	N=600 M=20	N=900 M=20
Accuracy	93.5 %	89.5 %	91.3 %	91.7 %

Tableau 4.8 : Performance globale en fonction de N et M

Dans ce cas, la performance globale est meilleure pour N=200 et M=20, , elle est de 93.5 %

4.9.1.2. Récapitulation de la performance des classes en fonction de N et M :

N	N=200			N=400			N=600			N=900		
	M=10	M=20	M=30	M=10	M=20	M=30	M=10	M=20	M=30	M=10	M=20	M=30
classe	A	A	L ,V	A ,L	/	A , L	/	A	A	A	/	/

Tableau 4.9 : Performance des classes en fonction de N et M

Dans ce cas, la performance de la classe A est meilleure d'une façon générale

4.9.2.1. Pour N global

M	M=10	M=20	M=30
Accuracy	88.7 %	93.9 %	94.7 %

: **Tableau 4.10:** Performance globale en fonction de M

—On observe que la meilleure performance est pour M =30, elle est de 94.7 % .

4.10. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exploité les réseaux de neurones pour la classification des arythmies nous avons étudié les performances du classifieur en fonction du nombre de données et du nombre de noyaux dans la couche cachée.

Conclusion Générale et Perspectives

Conclusion Générale et Perspectives :

Le signal électrocardiogramme ECG est un examen très employé dans le domaine de la cardiologie.

Nous avons proposé un système basé sur la segmentation pour l'aide au diagnostic de quatre arythmies cardiaques très fréquentes qui sont : Extrasystole Ventriculaire (EV), Extrasystole Auriculaire (EA), Bloc de Branche Droit (RBBB), et Bloc de Branche Gauche (LBBB), en plus du battement normal (N).

Puis nous avons un prétraitement pour d'extraction des caractéristiques du signal de ECG .Pour l'extraction de caractéristiques, nous avons pu détecter par seuillage spécifique les pics des ondes R. ensuite, par rapport au pic R, nous avons détecté les positions des autres ondes P, Q, S et T. On a déduit les amplitudes de chaque onde et les distances QP, SQ, TS, TQ, RP, TR.

Les résultats ont été validés par un classifieur réseaux de neurones sur des signaux réels de la base de données MIT_BIH.

Nous avons étudié les performances du classifieur en fonction du nombre de données et du nombre de noyaux dans la couche cachée. Enfin Nous avons comparé les résultats obtenus à travers l'accuracy.

Perspectives:

- On peut étendre notre travail à la détection des arythmies des patients.
- On peut élargir notre étude à d'autres données.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques :

[1]« **M. Arbatni Khaled**,« Réseaux de neurones appliqués à l'analyse et à la modélisation non linéaire du signal ECG » Université Mentouri, Constantine,2007

[2]<https://www.msmanuals.com/fr/professional/troubles-cardiovasculaires/troubles-du-rythme-et-de-la-conduction/extrasystoles-ventriculaires>

[3]<https://www.heartrhythmalliance.org/aa/fr/types-darythmie/>

[4]**Mounia HENDEL, Abdelkader BENYETTOU et Hiba KHELIL**,“Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels”, Université des Sciences et de Technologie d’Oran Département d’informatique, laboratoire SIMPA El M’nouar BP 1505, Oran Algérie

[5]<https://blog.mediprostore.com/definition-ecg-electrocardiographie/>

[6] Lydia DEKKICHE, « Classification des arythmies ECG avec des méthodes de Machine Learning et de Deep Learning » , université mouloud mammeri de Tiziouzou , Année universitaire : 2019-2020

[7]**Mr. Amar HODNI**,« Analyse du signal ECG par réseaux de neurones récurrents »Université Abou BEKR BELKAID,Année 2009.

[8]<https://www.chl.lu/fr/dossier/holter-ecg-informations-pour-le-patient>

[9]<https://fr.wikipedia.org/wiki/électrocardiographie>

[10]**Mme HarigKherfia – Mme DaikhFaiza** , « Réseaux de neurones appliqués à l'analyse non linéaire du signal ECG » , Université Dr. Tahar Moulay–Saida, 2017/2018.

[11]**Mounia HENDEL, Abdelkader BENYETTOU et Hiba KHELIL**, « Classification des Arythmies Cardiaques par les Réseau de Neurones Artificiels »,Université des Sciences et de Technologie d’Oran Département d’informatique, laboratoire SIMPA El M’nouar BP 1505, Oran Algérie

Références Bibliographiques

[12] **mellaschahinez et bouriouahibasabriya** ,” développement d’un système de classification des arythmies cardiaque en utilisant les réseaux de neuronsartificial” , université saaddahlabblida 1 année : 2016/2017

[13]**R. Benali , M. A. Chikh**,”Reconnaissance des extrasystoles ventriculaires par la combinaison des réseaux de neurones et la logique floue”, Laboratoire de Génie Biomédical. Université Abou BekrBelkaïd. Tlemcen .

[14]<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatistes/reseaux-de-neurones-automatistes.htm#.Yowg9qhBzIX>

[15]<https://www.juripredis.com/fr/blog/id-19-demystifier-le-machine-learning-partie-2-les-reseaux-de-neurones-artificiels>

[16] **Melle. Nadia KRICHANE et Melle. Samira** , « Classification des signaux ECG par les réseaux de neurone probabiliste »,université MOULOUDMAMMERIDETIZI-OUZOU année 2015

[17] **SAMIR HAKIM ABBOU** ,” une application de la transformée en ondelettes à la reconnaissance des commandes vocales en milieu bruité et sa mise en œuvre par processeur dédié au traitement du signal» année 2006

[18] **MarouaneZAAMOUCHE** ,“Classification des battements cardiaques en utilisant les réseaux de neurones profonds “ ,université 8 mai 1945 guelma , année Juillet 2019

[19]https://www.memoireonline.com/04/12/5750/m_Identification-et-commande-des-systemes-non-lineaires21.html

[20]<https://www.ottawaheart.ca/fr/maladie-du-c%C5%93ur/les-arythmies-anomalies-du-rythme-cardiaque#:~:text=L'arythmie%20est%20une%20anomalie,le%20c%C5%93ur%20arrive%20%C3%A0%20pomper.>

[21]**GANNA Massine** ,”Implémentation d'un réseau de neurones dans un microcontrôleur “,UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU ,Année universitaire 2015/2016

[22]<https://www.lebigdata.fr/confusion-matrix-definition>

Références Bibliographiques

[23] <https://www.iedha.co/formation-ia/matrice-confusion#:~:text=La%20matrice%20de%20confusion%20est,celles%20pr%C3%A9dites%20par%20un%20mod%C3%A8le>

[24] <https://lucidar.me/fr/neural-networks/simplest-perceptron/>

[25] <https://fr-academic.com/dic.nsf/frwiki/2078473>