

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 battements cardiaques en utilisant les réseaux
de neurones profonds**

Présenté par :

Marouane ZAAMOUCHE

Sous la direction de :

Dr. Mohamed NEMISSI

Juillet 2019

Remerciement

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué au succès de mon travail et qui m'ont aidée lors de la rédaction de ce mémoire.

Je voudrais dans un premier temps remercier, mon encadreur de mémoire NEMISSI M. docteur à l'université de 8 Mai 1945 Guelma, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

Je remercie également toute l'équipe pédagogique de l'université de 8 Mai 1945 Guelma et les intervenants professionnels responsables de ma formation, pour avoir assuré la partie théorique de celle-ci.

Je tiens à témoigner toute ma reconnaissance à mes parents, pour leur soutien constant et leurs encouragements.

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. L'une des solutions proposées dans la littérature consiste à utiliser des architectures d'apprentissage approfondi dans lesquelles les premières couches de neurones convolutifs se comportent comme des extracteurs de caractéristiques et, à la fin, des couches entièrement connectées sont utilisées pour la décision finale. Dans ce travail, nous utilisons un classificateur basé sur ce type d'architecture approfondi pour la classification des battements ECG. Nous présentons les résultats de classification obtenus sur la base de données public « MIT-BIH Arrhythmia ».

Mots-clés : Electrocardiogramme, ECG, Intelligence Artificielle, Réseaux de neurones convolutifs, Apprentissage approfondi.

Abstract

The electrocardiogram (ECG) is an influential diagnostic tool for the evaluation of cardiac arrhythmias. Currently, many machine learning solutions are used to analyze and classify ECG data. However, one of the drawbacks of these methods lies in the difficulty of extracting the crucial features that allow attaining high precision. One of the solutions proposed in the literature is to use deep learning architectures that exploit convolutional layers for feature extraction, followed by fully connected layers for decision making. In this work, we build a classifier based on this type of architecture for classifying ECG beats. We present the classification results obtained on the public database "MIT-BIH Arrhythmia".

Keywords: Electrocardiogram, Artificial Intelligence, Convolutional Neural Networks, Deep Learning.

ملخص

التخطيط الكهربائي للقلب (ECG) هو أداة ذات أهمية عند تشخيص اضطراب نبضات القلب. حالياً هناك العديد من الحلول التي تستفيد من تقنيات الذكاء الاصطناعي لتحليله و تصنيفه. من سلبيات هذه الطريقة هي صعوبة استخراج الخصائص التي تتيح الوصول إلى نسب عالية من الدقة. من الحلول المقترحة استخدام نماذج شبكات عصبية اصطناعية تحتوي علي طبقات تلافيفية تعمل على استخراج الخصائص، متبعة بطبقات متصلة لاصدار قرارات التصنيف. في هذه المذكرة، نقوم بإنشاء مصنف مبني على هذا النوع من النماذج لتصنيف نبضات القلب و نقدم نتائج من قاعد بيانات "MIT-BIH Arrhythmia".

الكلمات المفتاحية: التخطيط الكهربائي للقلب ، الذكاء الاصطناعي ، الشبكات العصبية التلافيفية.

Table des matières

Introduction générale.....	1
I. Les réseaux de neurones artificiels.....	4
I.1 Introduction.....	5
I.2 Modélisation des réseaux de neurones artificiels.....	5
I.2.1 Neurones biologiques	5
I.2.2 Modèle mathématique d'un neurone	6
I.3 Les Capacités des réseaux de neurones	8
I.3 Architectures des réseaux de neurones.....	10
I.4 Modèles neuronaux de base	11
I.4.1 Le perceptron	11
I.4.2 Le perceptron multicouche	11
I.5 Apprentissage des réseaux de neurones	12
I.5.1 La règle de Hebb	13
I.5.2 La règle de Widrow-Hoff	14
I.5.3 Apprentissage compétitif	14
I.6 Apprentissage du MLP avec la rétropropagation.....	15
I.7 Conclusion	17
II. Classification des ECG	19
II.1 Introduction	19
II.2 Anatomie du cœur.....	19
II.2.1 Introduction.....	19
II.2.2 Fonctionnement du cœur	19
II.3 Electrocardiographie	21
II.3.1 Introduction.....	21

II.3.2	Formes d'onde d'un ECG : Ondes P, QRS, ST, T et U.....	23
II.3.3	Les dérivations d'un électrocardiogramme	24
II.4	L'acquisition de l'ECG	27
II.4.1	Circuit préamplificateur.....	28
II.4.2	Circuit d'isolation	28
II.4.3	Circuit de filtre passe bande	29
II.4.4	Circuit amplificateur	30
II.4.5	Filtre coupe-bande.....	30
II.5	Bruits et artefacts de l'ECG.....	31
II.6	Les arythmies.....	32
II.6.1	Introduction.....	32
II.6.2	Les causes d'arythmies.....	32
II.6.3	Les types d'arythmies.....	32
II.7	Méthodes de détection des arythmies	35
II.7.1	Classification d'arythmie basée sur les types de battement cardiaque	35
II.7.2	Classification des arythmies à partir d'une analyse de fréquence-puissance.....	36
II.7	Conclusion.....	36
III.	Classification des battements cardiaques.....	38
III.1	Introduction	38
III.2	Classification avec réseau convolutif	38
III.2.1	Principes	38
III.2.2	Architecture	40
III.2.3	Exemple de classification de véhicules avec un réseau convolutif profond	42
III.3	Classification des battements cardiaques par réseau de neurones convolutifs	43
III.3.1	La base de données <i>MIT-BIH Arrhythmia</i>	43
III.3.2	L'extraction des données d'apprentissage de la base de données	43

III.3.3 Traitement et préparation des données d'apprentissage	44
III.3.4 Résultats obtenus	46
III.4 Conclusion	50
Conclusion générale	51
Bibliographie	53

Liste des Figures :

Figure I.1	L'anatomie d'un neurone biologique et d'un perceptron	6
Figure I.2	Approximation des fonctions	8
Figure I.3	Classification des données : attribuer des données à une classe	8
Figure I.4	Prévisions : prévoir les résultats d'une série chronologique	9
Figure I.5	Classification des signaux	9
Figure I.6	Réseaux MLP avec deux couches cachées	12
Figure I.7	Apprentissage du perceptron par la rétropropagation du gradient	14
Figure II.1	Anatomie d'un cœur humain	20
Figure II.2	Les nœuds cardiaques	22
Figure II.3	Les phases d'un battement de cœur, tracées dans un ECG	24
Figure II.4	Le cycle cardiaque de base (P-QRS-T) se répète naturellement	24
Figure II.5	Mise en place de l'électrode d'électrocardiogramme (ECG)	25
Figure II.6	Les dérivations frontales	25
Figure II.8	Schéma bloc d'un circuit de mesure ECG	27
Figure II.9	Circuit préamplifiassions	28
Figure II.10	Circuit d'isolation	28
Figure II.11	Circuit de filtre passe bande	29
Figure II.12	Circuit amplificateur	30
Figure II.13	Filtre de rejet de bande	30
Figure II.14	Types d'arythmie en fonction de leur fréquence	35
Figure III.1	Exemple d'application d'un filtre de 3x3 sur un vecteur bidimensionnel	39
Figure III.2	Exemple d'un opération max-pooling	40
Figure III.4	Réseau convolutif pour le traitement d'images tel que la détection d'un type de véhicule	41
Figure III.3	Filtres extraits de différentes couches d'un réseau de neurones convolutif	42
Figure III.5	Échantillon tracé à partir de la base de données MIT-BIH	44
Figure III.6	Processus de traitement et de préparation des enregistrements	45
Figure III.7	Exemples extraits de la base de données	46

Figure III.8	Courbes de précision de la validation et coût de la validation dans le temps	47
Figure III.9	Diagrammes des trois modèles testés	48
Figure III.10	Échantillons d'arythmie détectés par le modèle	49
Figure III.11	Pourcentage de confiance pour chaque type de battement cardiaque ...	50

Liste des Tableaux

Tableau I.1	Les fonctions d'activations	7
Tableau II.1	Les électrodes des dérivations frontales	26
Tableau III.1	Types et occurrences des battement cardiaques dans la base de données MIT-BIH	44
Tableau III.2	Les paramètres de chaque modèle, ainsi que la précision et le coût après l'apprentissage	46
Tableau III.3	Pourcentage de confiance pour chaque type de battement cardiaque	49

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale

Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), les maladies cardiovasculaires (MCV) sont aujourd'hui la principale cause de décès. Plus de 17,7 millions de personnes sont mortes de maladies cardiovasculaires, ce qui représente environ 31% de tous les décès, et plus de 75% de ces décès surviennent dans des pays à revenu faible ou intermédiaire [1]. L'arythmie est un type représentatif de MCV qui fait référence à tout changement irrégulier des rythmes cardiaques normaux. Bien que les arythmies cardiaques simples n'aient pas d'impact grave sur la vie, des battements d'arythmie continus peuvent entraîner des circonstances mortelles. Par exemple, les battements prolongés de contractions ventriculaires prématurées se transforment parfois en battements de tachycardie ventriculaire ou de fibrillation ventriculaire pouvant immédiatement entraîner une insuffisance cardiaque. Il est donc important de surveiller périodiquement les rythmes cardiaques pour gérer et prévenir les MCV. L'électrocardiogramme (ECG) est un outil médical non invasif qui affiche le rythme et l'état du cœur. Par conséquent, la détection automatique des rythmes cardiaques irréguliers à partir des signaux ECG est une tâche importante dans le domaine de la cardiologie.

La détection des arythmies pourrait se résumer à une classification simple et efficace des battements du cœur. C'est pourquoi de nombreuses techniques ont été suggérées dans la littérature sur ce sujet. Avec les progrès de l'intelligence artificielle (IA) à la fin de la décennie et des ordinateurs puissants capables de gérer des algorithmes d'IA complexes, l'IA est devenue l'une des meilleures solutions à de nombreux problèmes qui n'avaient pas de solution efficace auparavant, tels que la classification des modèles compliqués, les prédictions et vision par ordinateur.

Parmi les méthodes de l'IA, l'une des solutions consiste à utiliser des architectures d'apprentissage profondi dans lesquelles les premières couches de neurones convolutifs se comportent comme des extracteurs de caractéristiques et, à la fin, des couches entièrement connectées sont utilisés pour la décision finale. Dans ce travail, nous utilisons un classificateur basé sur ce type d'architecture profondi pour la classification des battements ECG.

Le présent mémoire se compose de Trois chapitre :

Le premier chapitre présente une étude approfondie sur les principes des réseaux de neurones. Il commence par expliquer comment les mécanismes biologiques du cerveau biologique ont inspiré les scientifiques du XIXe siècle pour créer un modèle mathématique du neurone, suivie

par des exemples de structures plus complexes comme le Perceptron multicouche (MLP). Enfin, il décrit les différentes approches utilisées pour l'apprentissage des réseaux de neurones artificiels et donne une explication détaillée de la méthode de rétropropagation.

Le deuxième chapitre donne un aperçu des mécanismes du cœur et de son anatomie. Nous y discutons, ensuite, le signal de l'électrocardiogramme, de son obtention à son interprétation. À la fin, ce chapitre explique brièvement les différents types d'arythmie et mentionne leurs causes.

Dans le dernier chapitre, nous commençons par expliquer un type plus spécifique de réseaux de neurones, les réseaux de convolution avec apprentissage approfondi. Nous proposons ensuite une approche de construction d'un système de classification des battements ECG basé sur ce type de réseaux de neurones.

Finalement, une conclusion conclut ce mémoire.

CHAPITRE – I

LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Ce chapitre traite des concepts fondamentaux des réseaux de neurones et de leurs applications, en commençant par une simple introduction au modèle biologique d'un neurone, et comment il a inspiré le modèle mathématique du perceptron.

Ensuite, une explication détaillée des modèles de réseaux et leur apprentissage, leurs avantages et inconvénients.

I. Les Réseaux de Neurones Artificiels

I.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, par exemple la reconnaissance des formes, la perception et le contrôle, beaucoup plus rapidement que le calculateur numérique le plus rapide existant à ce jour. Prenons, par exemple, la vision humaine, qui est une tâche de traitement de l'information. Le système visuel a pour fonction de fournir une représentation de l'environnement qui nous entoure et, plus important encore, de fournir les informations nécessaires pour interagir avec l'environnement. Pour être plus précis, le cerveau accomplit régulièrement des tâches de reconnaissance perceptuelle, par exemple reconnaître un visage familier intégré dans une scène inconnue, en environ 100 à 200 ms, alors que des tâches beaucoup moins complexes prennent beaucoup plus de temps sur un ordinateur puissant [2].

Les réseaux de neurones artificiels sont un ensemble d'algorithmes, modélisés de manière simple d'après le cerveau humain, conçus pour reconnaître des modèles. Ils interprètent les données sensorielles via une sorte de perception de la machine. Les modèles qu'ils reconnaissent sont numériques, contenus dans des vecteurs, dans lesquels toutes les données du monde réel, qu'il s'agisse d'images, de sons, de textes ou de séries chronologiques, doivent être traduites.

Les réseaux de neurones aident à regrouper et à classer. Ils aident à regrouper les données non étiquetées en fonction des similitudes entre les exemples fournis et ils classifient les données quand ils ont un jeu de données étiqueté à former.

I.2 Modélisation des Réseaux de Neurones Artificiels

I.2.1 Neurones biologiques

Les neurones, également appelés neurones ou cellules nerveuses, sont les unités fondamentales du cerveau et du système nerveux. Ce sont des cellules responsables de la réception des informations sensorielles du monde extérieur, de la transmission des commandes motrices aux muscles et de la transformation et du relais des signaux électriques à chaque instant. Plus que cela, leurs interactions définissent qui nous sommes en tant que personnes. Cela dit, nos quelque 100 milliards de neurones interagissent étroitement avec d'autres types de cellules.

La neurogenèse est à l'origine de la création de nouveaux neurones dans le cerveau, ce qui peut se produire même chez les adultes.

Une analogie utile est de considérer un neurone comme un arbre. Un neurone a été identifié comme étant un axone et un soma ou un corps cellulaire, pouvant être représentés par les branches, les racines et le tronc d'un arbre, respectivement. Une dendrite, branche d'arbre, est l'endroit où un neurone reçoit l'entrée d'autres cellules. Les dendrites se ramifient à mesure qu'ils se rapprochent de leurs extrémités, comme des branches d'arbres, et ils ont même des structures en forme de feuilles appelées épines. L'axone, racine de l'arbre, est la structure de sortie du neurone ; Lorsqu'un neurone communique avec un autre neurone, il envoie un message électrique appelé potentiel d'action dans l'axone. Le soma, tronc d'arbre, est l'endroit où se trouve le noyau, où se trouve l'ADN du neurone et où les protéines sont faites pour être transportées dans l'axone et les dendrites.

I.2.2 Modèle mathématique d'un neurone

a. Généralités

Dans le domaine de la reconnaissance des formes et de l'apprentissage automatique, le perceptron, introduit en 1947 par Rosenblatt¹ [3], est un classificateur binaire basé sur un algorithme d'apprentissage supervisé. C'est un classificateur de type linéaire, c'est-à-dire qui établit ses prédictions sur la base d'une fonction de prédiction linéaire combinant un ensemble de pondérations avec le vecteur de caractéristiques.

L'algorithme de base du Perceptron est utilisé pour la classification binaire et tous les exemples d'apprentissage doivent, par conséquent, se situer dans l'une de deux classes. L'unité de base du Perceptron s'appelle neurone formel, ou simplement neurone (Figure I.1).

¹ Frank Rosenblatt (11 juillet 1928 - 11 juillet 1971) était un psychologue américain renommé dans le domaine de l'intelligence artificielle.

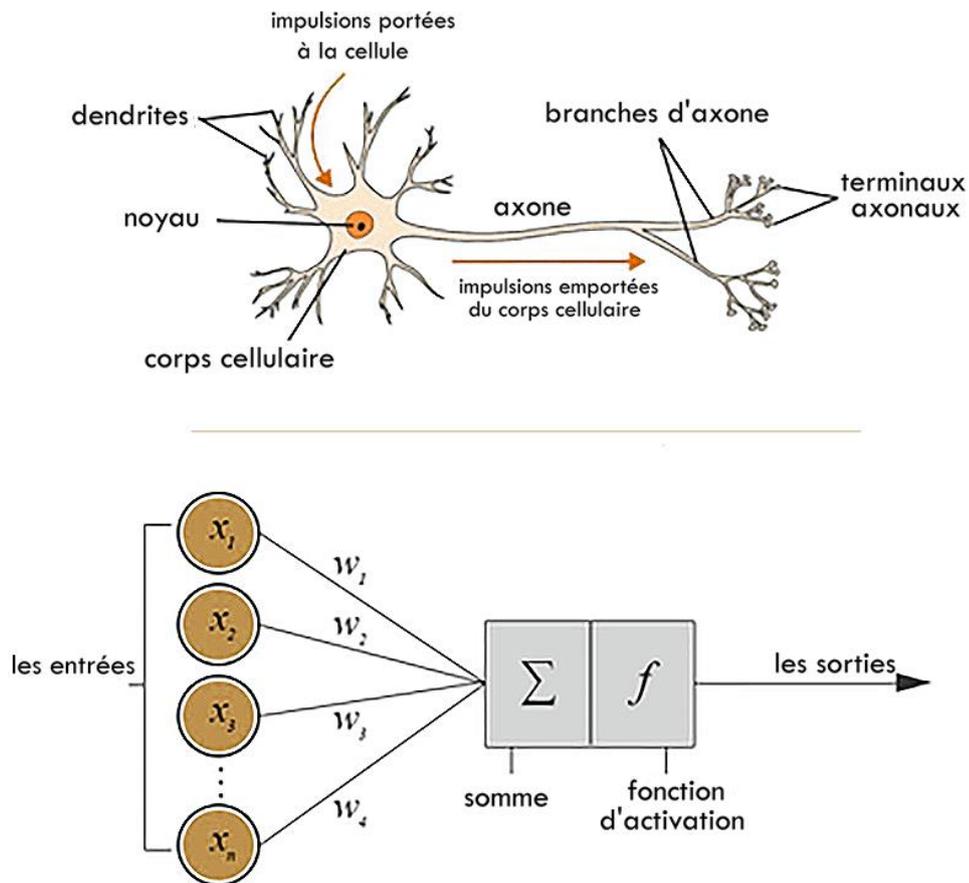


Figure I.1 - l'anatomie d'un neurone biologique et d'un perceptron

Le perceptron est construit autour d'un neurone non linéaire, à savoir le modèle McCulloch-Pitts d'un neurone, on rappelle qu'une telle modélisation neuronale consiste en un combineur linéaire suivi d'un limiteur dur (remplissant la fonction d'activation), comme illustré à la Figure I.1. Le nœud de sommation du modèle neuronal calcule une combinaison linéaire des entrées appliquées à ses synapses et incorpore un biais appliqué de manière externe. La somme résultante, est appliquée à un limiteur dur [2]

b. Fonctions d'activation

Les fonctions d'activation sont les équations qui décident si un neurone est activé ou non, et définissent sa sortie. Dans les réseaux de neurones, de nombreuses fonctions d'activation sont utilisées, chacune présentant des avantages et des inconvénients pour différents problèmes. Le Tableau I.1 montre les fonctions d'activation les plus utilisées.

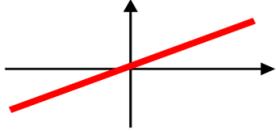
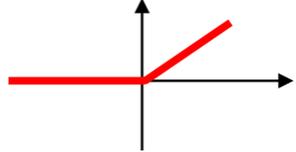
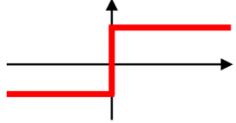
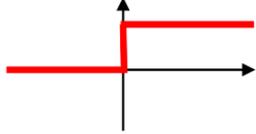
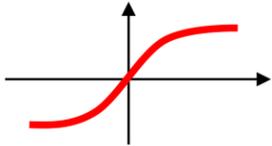
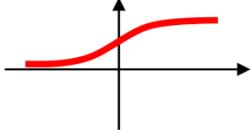
Fonction d'activation	Equation	Graphe
Identité (Rampe)	$f(x) = x$	
Unité de Rectification Linéaire (ReLU)	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Signe	$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Echelon	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Arc Tangente ($\tanh(x)$)	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$	
Sigmoïde (Logistique)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	

Tableau I.1 Les fonctions d'activations

I.3 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 non linéaires essentielles dans des données complexes, afin de fournir des prévisions fiables pour les nouvelles situations contenant même du bruit ou des informations 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

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 [4].

Les réseaux de neurones effectuent diverses tâches, notamment la prévision ou l'approximation de fonctions (voir Figure I.2), la classification des formes, la classification et la prévision, comme illustré à la Figure I.3. Les réseaux de neurones sont très puissants pour adapter les modèles aux données. Ils peuvent adapter des modèles non linéaires arbitrairement complexes à des données multidimensionnelles avec la précision souhaitée. Par conséquent, les prédicteurs de réseaux neuronaux sont appelés approximateurs universels. Du point de vue de la fonctionnalité, elles peuvent être considérées comme des extensions de certaines techniques multivariées, telles que la régression linéaire multiple et la régression non linéaire [4].

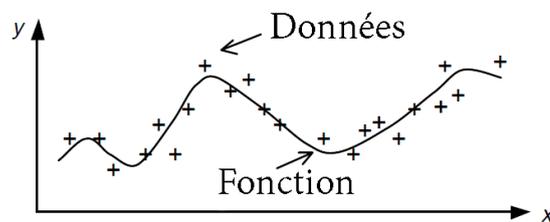


Figure I.2 - Approximation des fonctions

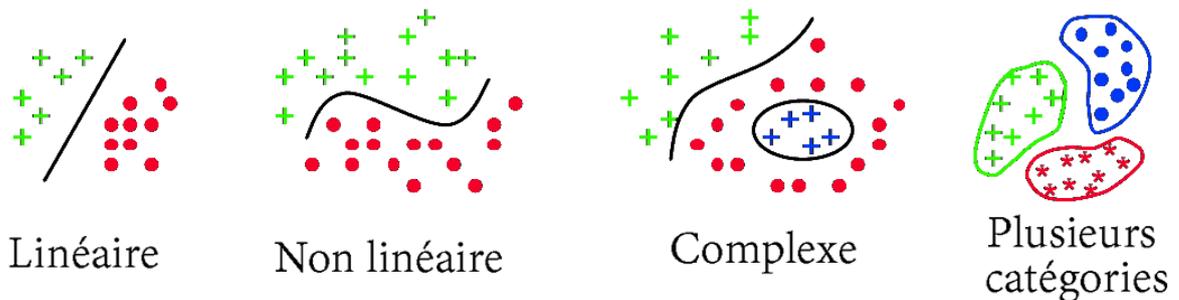


Figure I.3 - Classification des données : attribuer des données à une classe

Les réseaux de neurones sont également capables de tâches de classification complexes de données et de signaux (séries de temps) réalisant des frontières de classification non linéaires arbitrairement complexes. Dans les cas où les groupes naturellement formés dans les données sont inconnus, Les réseaux de neurones sont utiles dans le regroupement non supervisés (clustering), dans lesquelles ils utilisent les propriétés internes des données pour découvrir des structures de clusters inconnues. Une des caractéristiques puissantes de la méthode de

classification neuronale non supervisée appelée auto-organisation est qu'elle peut également révéler simultanément des relations spatiales entre des clusters de données tout en recherchant ces clusters. Les réseaux de neurones sont également capables de prévoir des séries chronologiques, dans lesquels le, ou les prochains, résultats sont prévus (Figure I.4). Ceci est accompli en capturant des modèles temporels dans les données sous la forme de mémoire passée, qui est incorporée dans le modèle. En prévision, cette connaissance du passé définit le comportement futur [4].

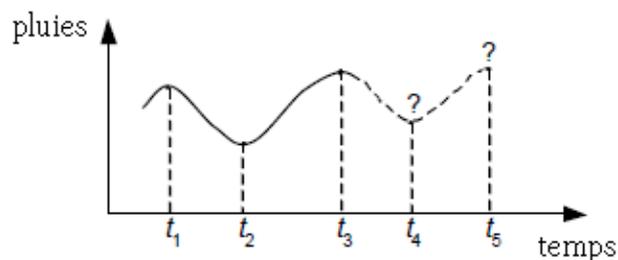


Figure I.4 - Prévisions : prévoir les résultats d'une série chronologique

La classification des signaux (voir Figure I.5) et des objets multidimensionnels tels que les images (vision artificielle) est un autre moyen d'utiliser davantage les réseaux de neurones

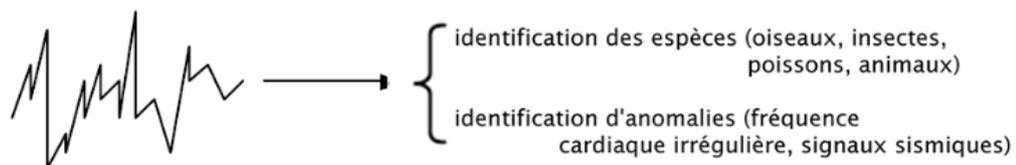


Figure I.5 Classification des signaux

Divers réseaux de neurones dotés de fonctionnalités spéciales ont été développés pour accomplir les tâches ci-dessus [4].

I.3 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. Néanmoins, l'organisation topologique des réseaux de neurones n'est généralement le résultat d'aucunes imitations des structures neurobiologiques.

Un réseau de neurones artificiels est un ensemble interconnecté de neurones formels fonctionnant en parallèle. On peut distinguer entre les réseaux de neurones selon le fait qu'ils sont à couche ou non. Dans les réseaux à couche, les neurones appartenant à la même couche ne sont pas interconnectés et ils ont généralement les mêmes propriétés. Dans ces modèles, le calcul s'effectue de couche en couche (de l'entrée vers la sortie) et les neurones de la même couche opèrent simultanément.

D'autre part, selon qu'il y a des retours ou non (des neurones de sortie vers ceux d'entrée), on distingue deux grandes familles d'architecture : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés. Dans les réseaux du premier type, l'information se propage de l'entrée vers la sortie sans retour et les neurones de sortie n'influencent jamais sur les neurones d'entrée. Cette architecture est la plus utilisée dans la classification, l'approximation des fonctions et la modélisation des procédés. En revanche, les réseaux du second type, appelés aussi les réseaux récurrents, contiennent des boucles ramenant la valeur d'une ou de plusieurs sorties vers l'entrée avec un retard. Ils peuvent alors être considérés comme des systèmes dynamiques. On trouve parmi les réseaux non bouclés : le perceptron, le Perceptron Multicouches, les réseaux RBF...etc. et parmi les réseaux récurrents : les cartes topographiques de Kohonen et les réseaux de Hopfield [5].

I.4 Modèles Neuronaux de base

I.4.1 Le Perceptron

Ayant été introduit par Rosenblatt dans les années 50, le Perceptron est historiquement le premier réseau de neurones artificiels. Ce modèle comporte une seule couche de neurones recevant en entrée N valeurs x_1, x_2, \dots, x_N et calcule une sortie Y . L'apprentissage du perceptron est supervisé, il consiste à ajuster les valeurs des poids associés aux entrées des neurones qui forment ce perceptron. Les perceptrons ont la capacité de résoudre seulement les problèmes linéairement séparables. Le célèbre exemple qui montre leur échec face aux problèmes non linéaires est celui du XOR logique dont le perceptron n'arrive jamais à le résoudre [5].

I.4.2 Le Perceptron Multicouche

Le perceptron multicouche est le réseau de neurones le plus employé et le plus étudié. Ce modèle fait partie d'une génération de réseaux introduits comme importantes alternatives des réseaux monocouches qui ont montré leur déficience face aux problèmes non linéaires.

Un perceptron multicouche se compose d'une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. La Figure I.6 illustre un MLP avec deux couches cachées. Le MLP est un réseau de type non bouclé, l'information se propage donc dans un sens unique d'une couche à couche, des neurones de la couche d'entrée vers ceux de la couche de sortie. La sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone de la $i^{\text{ème}}$ couche ($O_{i,j}$) est donnée par :

$$O_{i,j} = f_{i,j} \left(\sum_{n=1}^{N_{i-1}} W_{n,j} O_{i-1,n} \right) \quad (I.1)$$

Où : $f_{i,j}$ est la fonction d'activation de ce neurone ; N_{i-1} est le nombre de neurones de la $(i-1)^{\text{ème}}$ couche et $w_{n,j}$ est le poids reliant le $n^{\text{ème}}$ neurone de la couche précédente à ce neurone.

L'importance du MLP réside essentiellement dans ces capacités de former des frontières de décision complexe. Ces dernières sont déterminées par le nombre de couches cachées et le nombre de neurones de chaque couche.

I.5 Apprentissage des réseaux de neurones

Reproduire les capacités d'apprentissage humaine est, sans doute, l'une des ambitions les plus importantes de la modélisation des réseaux de neurones artificiels. L'apprentissage est alors l'une de leurs propriétés fondamentales. C'est le processus permettant au réseau de se spécialiser sur un problème spécifique à partir de son expérience. Il consiste généralement à modifier les poids synaptiques jusqu'à ce que le réseau puisse effectuer la tâche désirée. Il s'agit de configurer les valeurs des poids synaptiques censés stocker les informations acquises. D'une façon générale, l'apprentissage se traduit par une modification dans la valeur des poids reliant les neurones du réseau. Chaque poids w_{ij} reliant un neurone i à un autre neurone j à l'itération (r) est modifié selon l'équation générale suivante :

$$w_{ij}(r) = w_{ij}(r-1) + \Delta w_{ij}(r-1) \quad (I.2)$$

Où : $w_{ij}(r)$ et $w_{ij}(r-1)$ sont respectivement les valeurs de ce poids à la $r^{\text{ème}}$ et la $(r-1)^{\text{ème}}$ itération et $\Delta w_{ij}(r-1)$ est le changement correspondant [5].

Selon que l'apprentissage est supervisé ou non, les méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones peuvent être catégorisées en deux grandes familles. Dans la première catégorie, chaque

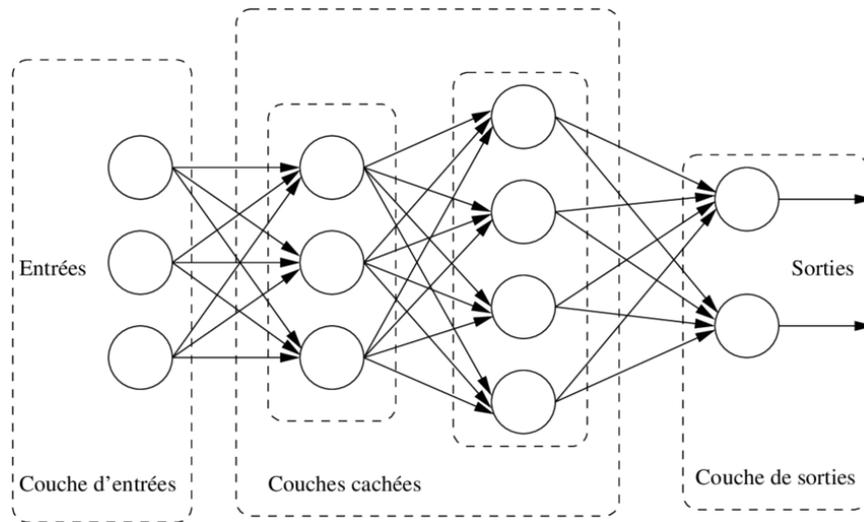


Figure I.6 Réseaux MLP avec deux couches cachées

exemple de la base d'apprentissage est couplé à une solution désirée. Cette dernière permet au réseau de connaître ces erreurs et de s'adapter à la présentation de chaque exemple d'apprentissage afin de se rapprocher du résultat souhaité. En revanche, dans la deuxième catégorie le réseau ne dispose pas de la solution désirée sur les exemples d'apprentissage pour l'aider à ajuster ses paramètres. Il doit chercher à représenter au mieux l'espace des exemples qui lui sont présentés. Les règles de base d'apprentissage des réseaux de neurones sont les suivantes :

I.5.1 La règle de Hebb

La règle de Hebb est une règle d'apprentissage supervisé basée sur le renforcement des connexions entre neurones. Son principe est le suivant : si deux neurones d'une part et d'autre d'une synapse sont activés de façon synchrone et répétée, la connexion synaptique sera alors renforcée. Bien que Hebb n'ait donné aucune équation, le principe d'apprentissage Hebbien a eu une influence philosophique sur les travaux qui lui succédèrent. Il a été en premier lieu derrière l'idée d'incorporation des poids ajustables dans le modèle de McCulloch et Pitts [2] [5]. Ensuite, Il a été à la base de diverses approches d'apprentissage tel que le réseau de Hopfield dont la règle d'apprentissage est donnée par :

$$\Delta w_{ij}(r-1) = \eta x_i^{(q)} x_j^{(q)} \quad (I.3)$$

1.5.2 La règle de Widrow-Hoff

La règle d'apprentissage de Widrow-Hoff, ou des moindres carrés (LMS, Least Square Sum), est une règle d'apprentissage supervisé basée sur la correction d'erreurs observées en sortie. Cette règle consiste à minimiser une fonction coût caractérisée par l'erreur quadratique moyenne. Pour un ensemble d'apprentissage contenant Q paires entrée/sortie désirée $\{(X^{(q)}/T^{(q)})\}$, $q = 1, \dots, Q$ où $X^{(q)}$ et $T^{(q)}$ représentent respectivement la $q^{\text{ème}}$ entrée et la $q^{\text{ème}}$ sortie désirée, l'erreur $e(r)$ à l'itération r est donnée par :

$$e(r) = T(r) - Y(r) \quad (I.4)$$

Où : $Y(r)$ est la sortie calculée du réseau. La fonction coût est :

$$F(X) = e^2(r) \quad (I.5)$$

L'apprentissage selon la règle LMS consiste à calculer le gradient à chaque présentation d'un exemple d'apprentissage. Le changement de poids est alors :

$$\Delta w_{ij}(t) = -\eta \nabla F(X) = -\eta \frac{\partial e^2(r)}{\partial w_{ij}} \quad (I.6)$$

Cette règle de correction permet donc aux neurones d'adapter leurs poids pour se rapprocher à une valeur désirée correspondante à chaque exemple présenté. Cette règle a été utilisée pour l'apprentissage de l'ADALINE dans lequel chaque neurone i corrige ses poids w_{ij} à l'itération r selon l'équation suivante :

$$\Delta w_{ij}(r) = \Delta w_{ij}(r-1) - \eta(t_i - y_i)x \quad (I.7)$$

Où : t_i et y_i sont respectivement la sortie désirée et la sortie calculée correspondantes au neurone i ; x est l'entrée et η est une constante positive appelée pas d'apprentissage [5].

1.5.3 Apprentissage compétitif

C'est un apprentissage non supervisé qui consiste à faire une compétition entre les neurones d'un réseau pour déterminer lequel sera actif à un instant donné. Contrairement aux autres types d'apprentissage, où la mise à jour des poids de tous les neurones d'effectue simultanément, ce mode d'apprentissage considère à chaque fois un neurone vainqueur, et parfois un ensemble de voisins du vainqueur, et seuls les poids de ces neurones seront adaptés [5].

Les poids d'un neurone vainqueur seront modifiés de telle sorte qu'ils se rapprochent de l'exemple X présenté en entrée et pour lequel ce neurone a gagné la compétition contre tous les autres neurones. En revanche, les poids d'un neurone qui ne gagne aucune compétition ne seront pas modifiés. La règle d'apprentissage est donnée par :

$$\Delta w_i = \begin{cases} \eta_1 (X - w_i) & \text{si le neurone est vainqueur} \\ \eta_2 (X - w_i) & \text{si le neurone est voisin du vainqueur} \\ 0 & \text{Autrement} \end{cases} \quad (I.8)$$

Avec : η_1 et η_2 sont les taux d'apprentissage et $\eta_1 < \eta_2$. Cette incrémentation reflète la distance entre la valeur courante du poids et la valeur d'entrée. Ce type d'apprentissage caractérise une classe de réseaux de neurones tels que le réseau de Kohonen, où la décision est prise en déterminant quel neurone représente le mieux l'exemple d'entrée.

I.6 Apprentissage du MLP avec la rétropropagation

La rétropropagation du gradient (Back propagation) est une technique de descente du gradient, c'est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff. La rétropropagation du gradient, tel que son nom l'indique, permet d'ajuster les poids en propageant l'erreur de la couche de sortie vers la couche d'entrée [5] (Figure I.7)

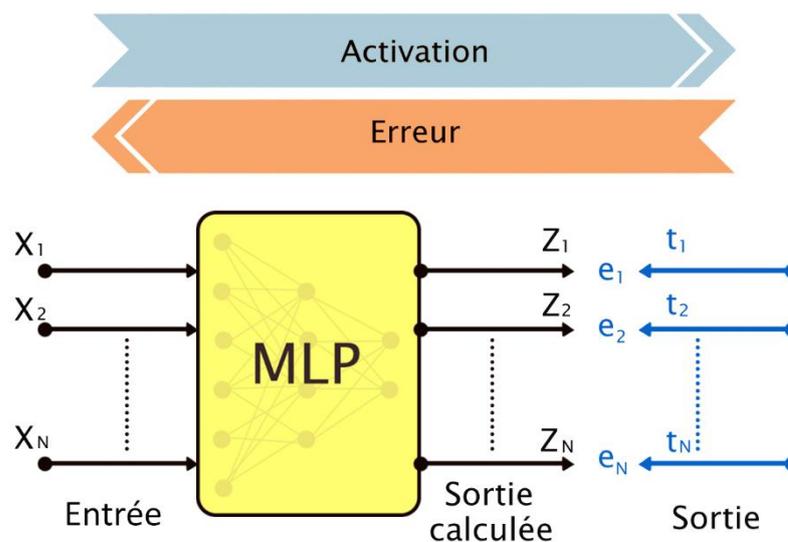


Figure I.7 Apprentissage du perceptron par la rétropropagation du gradient

L'algorithme parcourt les échantillons d'apprentissage $\{(x(n), t(n))\}_{n=1}^N$ comme suit :

- 1. Initialisation.** En supposant qu'aucune information préalable n'est disponible, initialiser tous les poids synaptiques aléatoirement selon une distribution uniforme dont la moyenne est égale à zéro.
- 2. Présentations des exemples d'apprentissage.** Présentez au réseau un paquet d'exemples d'apprentissage composant une époque d'apprentissage. Pour chaque

exemple, ordonné d'une certaine manière, effectuer la séquence de calculs en avant et en arrière décrits aux points 3 et 4, respectivement.

- 3. Calcul en avant.** Notons $(x(n), t(n))$ une paire d'apprentissage (exemple/classe désirée), avec le vecteur d'entrée $x(n)$ appliqué aux neurones de la couche d'entrée et le vecteur de réponse désirée $t(n)$ présenté aux neurones de la couche de sortie. Calculer les valeurs d'entrée et de sortie des tous les neurones du réseau, couche par couche. L'entrée $v_j^{(l)}(n)$ du neurone j dans la couche l est :

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_i w_{ji}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (I.9)$$

Où $y_i^{(l-1)}(n)$ est le signal de sortie (fonction) du neurone i dans la couche précédente $l - 1$ à l'itération n , et $w_{ji}^{(l)}(n)$ est le poids synaptique du neurone j dans la couche l qui est alimenté par le neurone i de la couche $l - 1$. Pour $i = 0$, on a $y_0^{(l-1)}(n) = +1$, et $w_{j0}^{(l)}(n) = b_j^{(l)}(n)$ est le biais appliqué au neurone j de la couche l . En supposant l'utilisation d'une fonction sigmoïde, le signal de sortie du neurone j dans la couche l est :

$$y_j^{(l)} = \varphi_j(v_j(n)) \quad (I.10)$$

Si le neurone j est dans la première couche cachée (c'est-à-dire, $l = 1$), définissez :

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n) \quad (I.10)$$

Où $x_j(n)$ est le $j^{\text{ème}}$ élément du vecteur d'entrée $x(n)$. Si le neurone j est dans la couche de sortie (c'est-à-dire, $l = L$, où L est appelé profondeur du réseau), définissez :

$$y_j^{(L)} = O_j(n) \quad (I.11)$$

Calculer le signal d'erreur

$$e_j(n) = t_j(n) - o_j(n) \quad (I.12)$$

Où $d_j(n)$ est le $j^{\text{ème}}$ élément du vecteur de réponse souhaité $d(n)$.

- 4. Calcul en arrière.** Calcule le δs (c'est-à-dire les gradients locaux) du réseau, défini par :

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(l)}(n)\varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) & \text{pour neurone } j \text{ dans la couche } L \\ \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) \sum_k \delta_k^{(l+1)}(n)\omega_{kj}^{(l+1)}(n) & \text{pour neurone } j \text{ dans la couche } l \end{cases} \quad (I.13)$$

Où $\varphi_j(\cdot)$ indique la dérivée $\varphi_j'(\cdot)$. Ajuster les poids synaptiques du réseau dans la couche l conformément à la règle :

$$\omega_{ji}^{(l)}(n+1) = \omega_{ji}^{(l)}(n) + \alpha [\Delta w_{ji}^{(l)}(n-1)] + \eta \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (I.14)$$

Où η est le paramètre du gain d'apprentissage et α la constante du moment.

- 5. Itération.** Itérer les calculs en avant et arrière décrits aux points 3 et 4 en présentant de nouvelles époques d'exemples d'apprentissage au réseau jusqu'à ce que le critère d'arrêt choisi soit rempli.

I.7 Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ou systèmes connexionnistes sont des systèmes informatiques inspirés des réseaux de neurones biologiques qui constituent le cerveau, mais pas nécessairement identiques à ceux-ci. De tels systèmes "apprennent" à effectuer des tâches en considérant des exemples, généralement sans être programmés avec des règles spécifiques à une tâche. Une RNA est basée sur une collection d'unités ou de nœuds connectés appelés neurones artificiels, qui modélisent de manière simple les neurones d'un cerveau biologique. Chaque connexion, comme les synapses d'un cerveau biologique, peut transmettre un signal d'un neurone artificiel à un autre. Un neurone artificiel qui reçoit un signal peut le traiter puis signaler d'autres neurones artificiels qui y sont connectés. Dans les implémentations RNA courantes, le signal à une connexion entre des neurones artificiels est un nombre réel et la sortie de chaque neurone artificiel est calculée par une fonction non linéaire de la somme de ses entrées. L'objectif initial de l'approche RNA était de résoudre les problèmes de la même manière que le ferait un cerveau humain. Cependant, avec le temps, l'attention s'est portée sur l'exécution de tâches spécifiques, conduisant à des déviations par rapport à la biologie. Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés pour diverses tâches, notamment la vision par ordinateur, la reconnaissance de la parole, la traduction automatique, le filtrage des réseaux sociaux et le diagnostic médical

CHAPITRE – II

CLASSIFICATION DES ECG

Ce chapitre comprendra une introduction simple au fonctionnement du système cardiovasculaire du corps humain. Ensuite, démontrant l'anatomie du cœur, on discute les moyens possibles de capturer ses activités, y compris l'électrocardiographie. À la fin de ce chapitre, il y a une explication détaillée des arythmies connues et de la définition de chacune d'elles.

II. Classification des ECG

II.1 Introduction

La cardiologie est une branche de la médecine qui traite des troubles du cœur ainsi que de certaines parties du système circulatoire. Le domaine comprend le diagnostic médical et le traitement des malformations cardiaques congénitales, des maladies coronariennes, de l'insuffisance cardiaque, des cardiopathies valvulaires et de l'électrophysiologie [6]. L'ECG (Electrocardiogramme) est l'un des outils les plus importants dans le domaine. Les cardiologues doivent étudier les ECG afin de prendre des décisions vitales concernant leurs patients. Ce qui fait de l'automatisation de l'analyse ECG un excellent outil pour la cardiologie.

II.2 Anatomie du Cœur

II.2.1 Présentation

Le cœur est au centre du système circulatoire, qui est un réseau de vaisseaux sanguins qui achemine le sang vers toutes les parties du corps. Le sang transporte de l'oxygène et d'autres nutriments importants dont tous les organes du corps pour rester en bonne santé et fonctionner correctement. Le cœur est un muscle dont son travail consiste essentiellement à pomper le sang dans tout le système circulatoire.

Le cœur se compose de deux systèmes de pompage distincts, le côté droit et le côté gauche. Le côté droit reçoit du sang pauvre en oxygène provenant des veines et le pompe vers les poumons, où il capte l'oxygène et se débarrasse du dioxyde de carbone. Le côté gauche du cœur reçoit du sang riche en oxygène des poumons et le pompe à travers les artères vers le reste du corps.

Le cœur a quatre chambres séparées qui pompent le sang, deux du côté droit et deux du côté gauche : oreillette droite, ventricule droit, oreillette gauche et ventricule gauche (voir Figure II.1)

II.2.2 Fonctionnement du cœur

Les oreillettes gauche et droite sont des chambres plus petites qui pompent le sang dans les ventricules. Les ventricules gauche et droit sont des pompes plus fortes. Le ventricule gauche est le plus fort, car il doit pomper le sang vers tout le corps. Lorsque le cœur fonctionne

normalement, les quatre chambres travaillent ensemble dans un effort continu et coordonné pour que le sang riche en oxygène circule dans tout le corps. Le cœur a son propre système électrique qui coordonne le travail des cavités cardiaques (rythme cardiaque) et contrôle également la fréquence des battements (fréquence cardiaque) [7].

- L'oreillette droite reçoit le sang pauvre en oxygène du corps et le pompe dans le ventricule droit à travers la valve tricuspide.
- Le ventricule droit pompe le sang pauvre en oxygène vers les poumons par la valve pulmonaire.
- L'oreillette gauche reçoit le sang riche en oxygène des poumons et le pompe dans le ventricule gauche à travers la valve mitrale.
- Le ventricule gauche pompe le sang riche en oxygène à travers la valvule aortique vers le reste du corps.

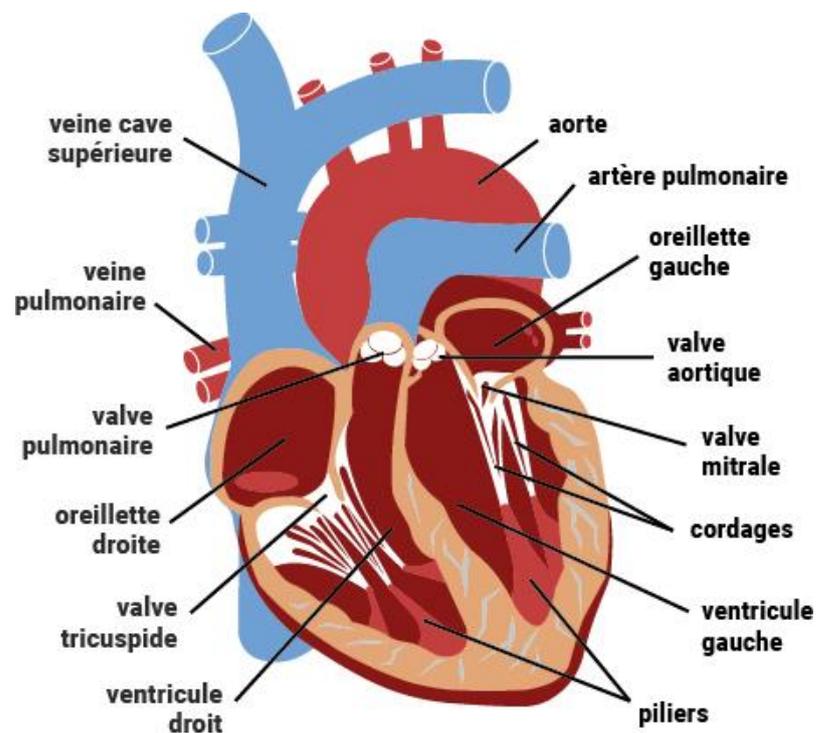


Figure II.1 Anatomie d'un cœur humain

II.3 Electrocardiographie

II.3.1 Principe

L'électrocardiographie est le processus de production d'un électrocardiogramme (ECG). Le diagnostic clinique dépend principalement des antécédents du patient et de l'examen physique, L'ECG peut fournir des preuves à l'appui d'un diagnostic et, dans certains cas, il est crucial pour la gestion des patients. Cependant, il est important de considérer le ECG comme un outil et non comme une fin en soi. L'ECG est essentiel au diagnostic, et donc à la gestion, des rythmes cardiaques anormaux. Cela aide au diagnostic de la cause de la douleur thoracique, et le bon usage d'une intervention précoce en cas d'infarctus du myocarde en dépend. Cela peut aider au diagnostic de la cause des vertiges, de la syncope et de l'essoufflement. Avec la pratique, l'interprétation de l'ECG est une question de reconnaissance de formes [8].

L'électrocardiogramme est un graphique spécial qui représente l'activité électrique du cœur d'un moment à l'autre. Ainsi, l'ECG fournit un graphique temps-tension du rythme cardiaque. Pour de nombreux patients, ce test est un élément clé du diagnostic clinique et de la gestion en milieu hospitalier et ambulatoire. L'appareil utilisé pour obtenir et afficher l'ECG est appelé électrocardiographe ou appareil ECG. Il enregistre les courants cardiaques électriques (tensions ou potentiels) au moyen d'électrodes conductrices sélectrices à la surface du corps.

Pour l'enregistrement ECG standard, les électrodes se trouvent sur les bras, les jambes et la paroi thoracique (précordiaux). Dans certains contextes (services d'urgence, unités de soins cardiaques et de soins intensifs et unités de surveillance ambulatoire), seuls un ou deux rythmes peuvent être enregistrés, généralement au moyen de quelques électrodes thoraciques [6].

En termes simples, le cœur peut donc être considéré comme une pompe à chronométrage électrique. Le « câblage » électrique est décrit à la Figure II.2. Normalement, le signal d'initiation du battement cardiaque commence dans le nœud sinusal ou sino-auriculaire (SA). Ce nœud est situé dans l'oreillette droite près de l'ouverture de la veine cave supérieure. Le nœud SA est un petit ensemble de cellules spécialisées capables de générer automatiquement un stimulus électrique (signal semblable à une étincelle) et fonctionne comme un stimulateur cardiaque normal. À partir du nœud sinusal, ce stimulus se propage d'abord dans l'oreillette droite, puis dans l'oreillette gauche. Une stimulation électrique des auriculaires droit et gauche amène les oreillettes à se contracter et à pomper le sang simultanément aux ventricules droit et gauche. Le stimulus électrique atteint cause des conductions dans la jonction auriculo-

ventriculaire (AV). La jonction AV, qui sert de « relais » électrique reliant les oreillettes et les ventricules, est localisée à la base du Septum interauriculaire et se prolonge dans le septum interventriculaire (voir Fig. 1-1). La partie supérieure de la jonction AV est le nœud AV. (Dans certains textes, les termes nœud AV et jonction AV sont utilisés de manière synonyme.) La partie inférieure de la jonction AV est appelée le *faisceau de His*. Le *faisceau de His* se divise alors en deux branches principales : la branche droite, qui distribue le stimulus dans le ventricule droit, et la branche gauche, qui distribue le stimulus dans le ventricule gauche (voir Figure II.2) [6].

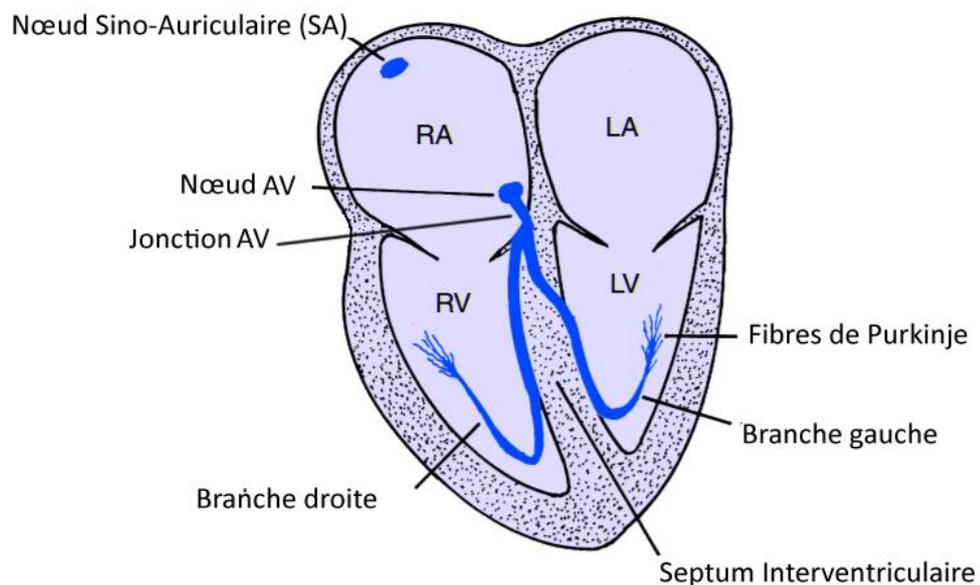


Figure II.2 Les nœuds cardiaques

Le signal électrique se propage ensuite simultanément dans les branches gauche et droite du faisceau dans le myocarde ventriculaire (muscle ventriculaire) en passant par des cellules conductrices spécialisées appelées *Fibres de Purkinje* situées dans la couche sous-endocardique des ventricules. À partir des branches finales des fibres de Purkinje, le signal électrique se propage par le muscle myocardique vers l'épicaire (bord externe). Le faisceau de His, ses branches et leurs subdivisions sont appelés collectivement système His-Purkinje. Normalement, le nœud AV et le système de His-Purkin forment la seule connexion électrique entre les oreillettes et les ventricules. Une perturbation de la conduction sur ces structures produira un bloc cardiaque AV. Juste comme la propagation des stimuli électriques à travers les oreillettes conduit à la contraction auriculaire, la propagation des stimuli à travers les ventricules conduit à la contraction ventriculaire, avec pompage de sang vers les poumons et

vers le bas. L'initiation de la contraction cardiaque par stimulation électrique est appelée couplage électromécanique. Un élément clé de ce mécanisme contractile est la libération d'ions calcium dans les cellules du muscle cardiaque auriculaire et ventriculaire, déclenchée par la propagation de l'activation électrique. Ce processus relie les fonctions électrique et mécanique. L'ECG n'est capable d'enregistrer que des courants relativement importants produits par la masse du muscle cardiaque en activité (pompage). Les signaux d'amplitude beaucoup plus petits générés par le nœud sinusal et le nœud AV sont invisibles avec les enregistrements cliniques. La dépolarisation de la région de His ne peut être enregistrée que de l'intérieur du cœur au cours d'études électrophysiologiques (EP) spécialisées cardiaques [6].

II.3.2 Formes d'onde d'un ECG : Ondes P, QRS, ST, T et U

La propagation des stimuli dans les oreillettes et les ventricules, suivie du retour des muscles atriaux et ventriculaires stimulés à l'état de repos, produit les courants électriques enregistrés sur l'ECG. De plus, chaque phase de l'activité électrique cardiaque produit une onde ou un complexe spécifique (Figure II.3). Les ondes de base de l'ECG sont étiquetées par ordre alphabétique et commencent par l'onde P :

- Onde P - Dépolarisation auriculaire (activation)
- Complexe QRS - Dépolarisation ventriculaire (activation)
- Segment ST, onde T et onde U - Repolarisation ventriculaire (récupération)

L'onde P représente la propagation d'un stimulus à travers les oreillettes (dépolarisation auriculaire). Le complexe QRS représente un stimulus diffusé par les ventricules (dépolarisation ventriculaire). Le segment ST et l'onde T représentent le retour du muscle ventriculaire stimulé à l'état de repos (repolarisation ventriculaire). L'onde U est une petite déviation parfois vue juste après l'onde T. Il représente la phase finale de la repolarisation ventriculaire, bien que son mécanisme exact ne soit pas connu. Aucune onde ou complexe ne représente le retour des oreillettes stimulées à l'état irrémédiable. La raison est que le segment ST auriculaire (STa) et l'onde T auriculaire (Ta) ne sont généralement pas observés sur l'ECG de routine en raison de leurs faibles amplitudes. Ce qui provoque souvent une déviation du segment PR. De même, l'ECG de surface corporelle de routine n'est pas assez sensible pour enregistrer une activité électrique lors de la propagation de stimuli par la jonction auriculo-ventriculaire (AV) (nœud AV et faisceau de His). La propagation des stimuli électriques par la jonction AV se produit entre de l'onde P et le début du complexe QRS. Cet intervalle, appelé

intervalle PR, mesure le temps nécessaire à un stimulus pour se propager à travers les oreillettes et passer par la jonction AV. En résumé, la séquence P-QRS-T représente le cycle répétitif de l'activité électrique dans le cœur, en commençant par la propagation d'un stimulus à travers les oreillettes (onde P) et en terminant par le retour du muscle ventriculaire stimulé à son état de repos (séquence ST-T). Comme le montre la Figure II.4, ce cycle cardiaque se répète encore et encore [6].

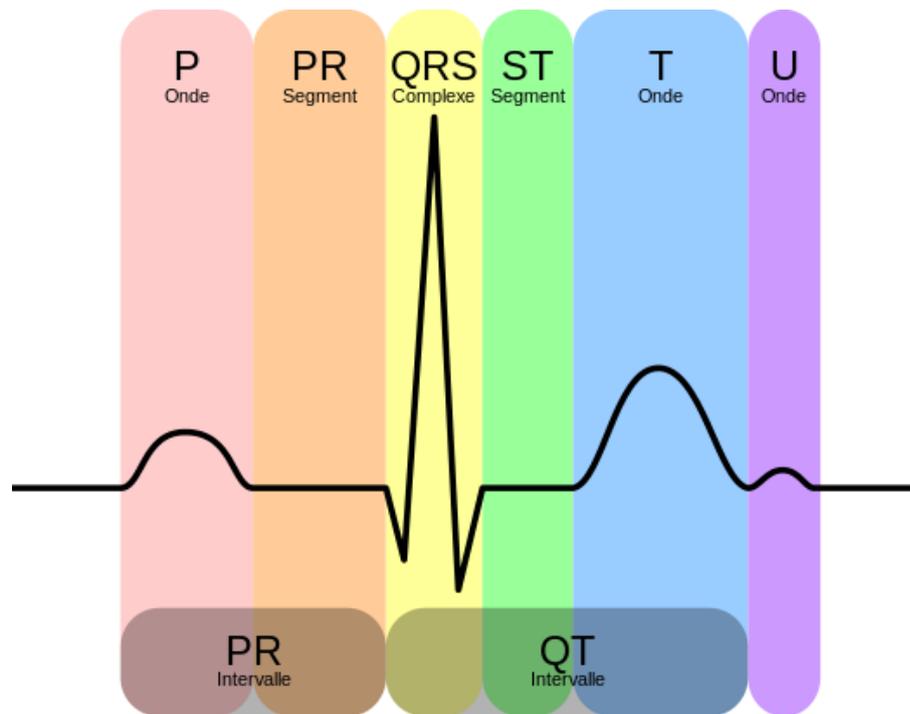


Figure II.3 Les phases d'un battement de cœur, tracées dans un ECG



Figure II.4 Le cycle cardiaque de base (P-QRS-T) se répète naturellement

II.3.3 Les Dérivations d'un électrocardiogramme

Lorsque le premier appareil à produire un électrocardiogramme a été inventé il y a plus d'un siècle, l'enregistrement a été réalisé en plongeant les bras et les jambes du patient dans de grands seaux de solution électrolytique reliés à la machine. Ce processus était compliqué et heureusement, il n'est plus nécessaire. Au lieu de cela, les électrodes en fil sont placées directement sur la peau, maintenues en place par des languettes adhésives, sur chacun des

membres et sur la poitrine, selon la disposition standard illustrée à la Figure II.5. L'électrode de jambe droite n'est pas utilisée pour la mesure mais sert de terre électrique. Un ECG complet (appelé « ECG à 12 dérivations ») enregistre l'activité électrique entre les électrodes selon des schémas spécifiques. Il en résulte six axes de référence dans le plan frontal du corps (appelés dérivations des membres) plus six dans le plan transversal (appelés dérivations thoraciques). La Figure II.6 montre l'orientation des dérivations à six membres, qui sont construites électroniquement comme décrit dans les paragraphes suivants.

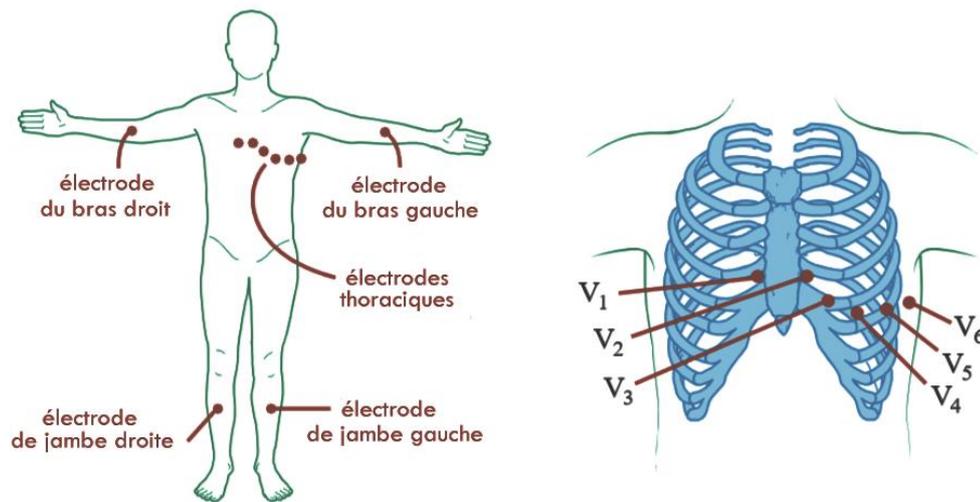


Figure II.5 Mise en place de l'électrode d'électrocardiogramme (ECG)

L'appareil ECG enregistre la variation de la aVR en sélectionnant l'électrode de bras droit comme pôle (+) par rapport aux autres électrodes. C'est ce qu'on appelle un fil unipolaire, car s'il existe un pôle (+), il n'y a pas de pôle unique (-) ; les électrodes des autres membres sont plutôt moyennées pour créer une référence composite (-).

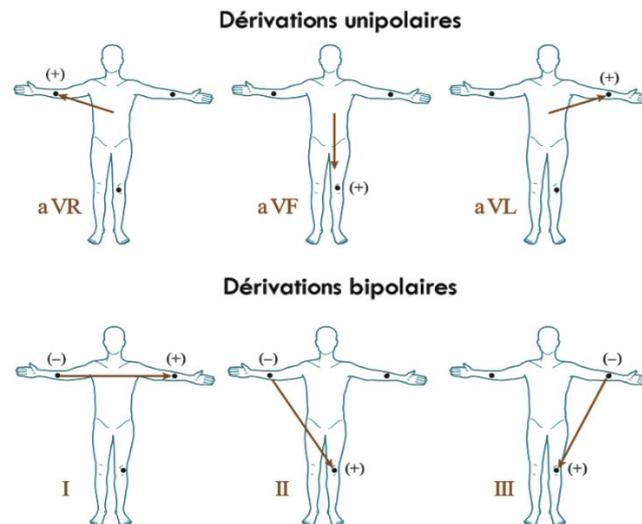


Figure II.6 Les dérivations frontales

Dérivation	Electrode (+)	Electrode (-)
Dérivations bipolaires		
I	LA	RA
II	LL	RA
III	LL	LA
Dérivations unipolaires		
aVR	RA	a
aVL	LA	a
aVF	LL	a

Tableau II.1 Les électrodes des dérivations frontales

Lorsque l'activité électrique instantanée du cœur pointe dans la direction du bras droit, une déflexion vers le haut est enregistrée dans aVR. Inversement, lorsque les forces électriques sont éloignées du bras droit, l'ECG enregistre une déflexion vers le bas dans le registre VR. De la même manière, la aVF de la piste est enregistrée en définissant la jambe gauche comme pôle (+), de manière à enregistrer une déflexion positive lorsque les forces sont dirigées vers les pieds. L'électrode aVL est sélectionné lorsque l'électrode du bras gauche devient le pôle (+) et il enregistre une déflexion vers le haut lorsque l'activité électrique est dirigée dans cette direction. En plus de ces trois dérivations unipolaires, trois dérivations de membre bipolaires font partie de l'enregistrement ECG standard (Fig. II.6). Bipolaire indique qu'une électrode de membre est le pôle (+) et qu'une autre électrode unique fournit la référence (-).

Dans ce cas, l'appareil ECG enregistre une déflexion vers le haut si des forces électriques se dirigent vers l'électrode (+) et enregistre une déflexion vers le bas si les forces se dirigent vers l'électrode (-). Un simple mnémonique pour se rappeler l'orientation des pistes bipolaires est que le nom de la piste indique le nombre de "I" dans les sites de placement. Par exemple, "lead I" relie le bras gauche au bras droit, "lead II" relie le bras droit à la jambe gauche et "lead III" relie le bras gauche à la jambe gauche [9].

II.4 L'acquisition de l'ECG

Dans cette section nous décrivons un exemple de système d'acquisition ECG, à savoir « K and H products ». Comme décrit ci-dessus, le pied droit est toujours utilisé comme point de référence à la masse. A partir des points de test sur le bras droit, le bras gauche et le pied gauche, six signaux de dérivation ECG, incluant les dérivation I, II, III, aVR, aVL et aVF peuvent être réalisés. Pour une considération du coût, le circuit est à canal unique avec la possibilité de sélection de multiples dérivation. En général, la fréquence est comprise entre 0,1 et 100 Hz et l'amplitude maximale est de 1 mV dans un signal ECG normal. De plus, pour éviter le choc électrique causé par une fuite de l'alimentation ou de l'instrument de test, le circuit d'isolation doit être pris en compte pour la détection de l'ECG.

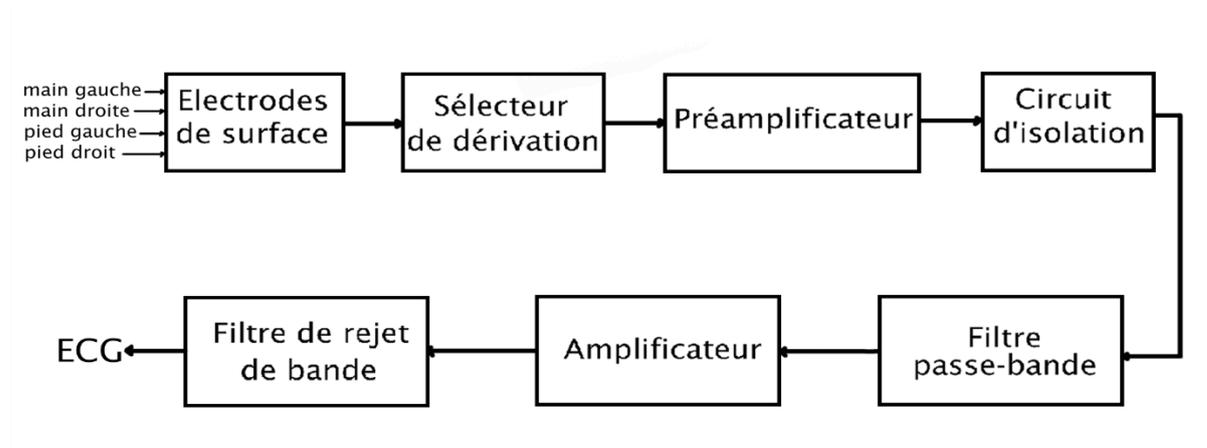


Figure II.8 Schéma bloc d'un circuit de mesure ECG

La Figure II.8 montre le schéma bloc du circuit de mesure ECG. Dans la mesure ECG, les électrodes de surface placées sur quatre extrémités sont utilisées pour capturer des potentiels très faibles et variables dans le temps. Le circuit de sélection de conducteur contient un circuit suiveur de tension pour adapter l'impédance entre l'électrode et la peau, cette conception peut augmenter la sensibilité de mesure.

II.4.1 Circuit Préamplificateur

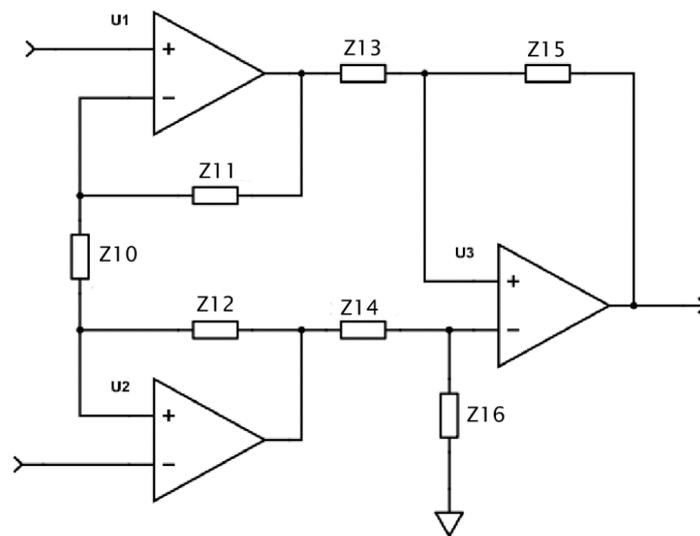


Figure II.9 Circuit Préamplifiassions

La Figure II.9 montre le circuit préamplificateur composé d'un amplificateur d'instrumentation. Si $Z_{11} = Z_{12}$, $Z_{13} = Z_{14}$ et $Z_{15} = Z_{16}$, le gain de tension peut alors être déterminé par :

$$Av = \frac{Z_{15}}{Z_{13}} \left(1 + \frac{2Z_{11}}{Z_{10}} \right) \quad (II.1)$$

II.4.2 Circuit d'isolation

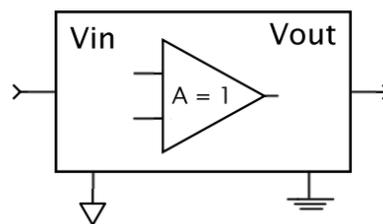


Figure II.10 Circuit d'isolation

Comme le montre la Figure II.10, l'isolation du signal est réalisée par une approche optique.

II.4.3 Circuit de filtre passe bande

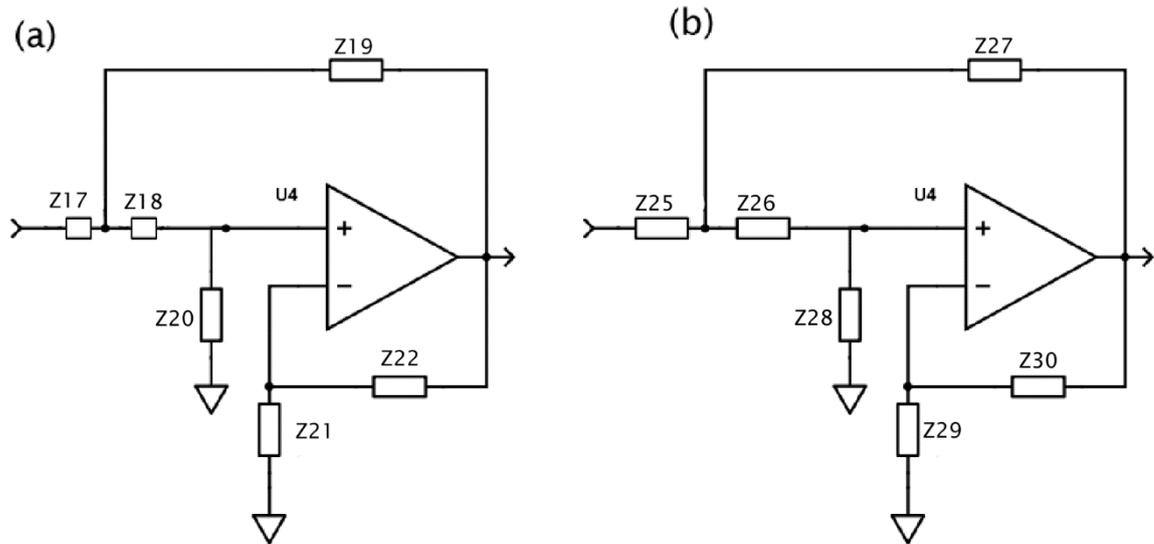


Figure II.11 Circuit de filtre passe bande

Dans la conception des circuits, l'amplificateur opérationnel est utilisé pour créer un filtre passe-haut actif du 2^e ordre, comme illustré à la Figure II.11 (a). La fréquence de coupure (f_L) du filtre est réglée sur 0,1 ou 1 Hz et peut être calculée à l'aide de Z_{17} , Z_{18} , Z_{19} et Z_{20} , comme indiqué dans l'équation :

$$f_L = \frac{1}{2\pi\sqrt{Z_{17}Z_{18}Z_{19}Z_{20}}} \quad (II.2)$$

Et le gain de bande passante est expliqué dans l'équation suivante :

$$\frac{(Z_{21} + Z_{22})}{Z_{21}} = 1.56 \quad (II.3)$$

Comme le montre la Figure II.11 (b), le filtre passe-bas du second ordre actif a une fréquence de coupure (f_H) de 100 Hz et peut être calculé à l'aide de Z_{25} , Z_{26} , Z_{27} et Z_{28} , comme indiqué dans cette équation :

$$f_H = \frac{1}{2\pi\sqrt{Z_{25}Z_{26}Z_{27}Z_{28}}} \quad (II.4)$$

Ce qui fait que le gain de la bande passante comme suit :

$$\frac{(Z_{29} + Z_{30})}{Z_{29}} = 1.56 \quad (II.5)$$

II.4.4 Circuit amplificateur

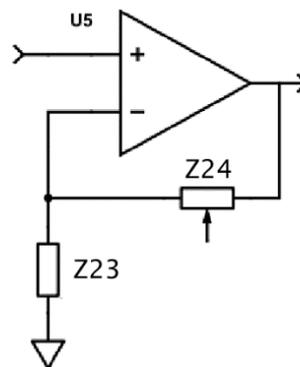


Figure II.12 Circuit amplificateur

La Figure II.12 montre un amplificateur non inverseur. Dans l'amplificateur, Z_{24} sert au réglage du gain, comme indiqué ci-après :

$$A_v = \frac{Z_{13} + Z_{24}}{Z_{23}} \quad (II.6)$$

II.4.5 Filtre coupe-bande

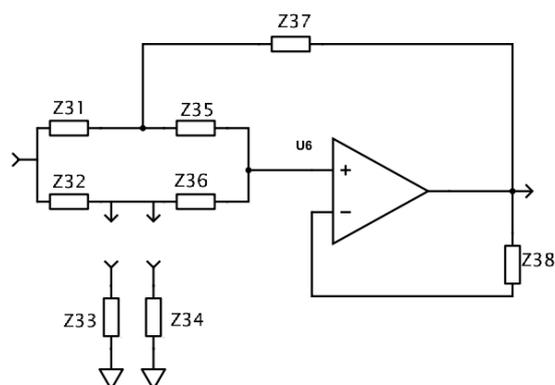


Figure II.13 Filtre de rejet de bande

La Figure II.13 illustre un filtre coupe-bande à double T composé de réseaux RC, y compris l'amplificateur opérationnel Z_{31} , Z_{32} , Z_{33} (ou Z_{34}), Z_{35} , Z_{36} et Z_{37} . Si $Z_{31} = Z_{35}$, $Z_{32} = Z_{36}$, $Z_{33} = \frac{1}{2}Z_{31}$ (ou $Z_{34} = \frac{1}{2}Z_{31}$) et $Z_{37} = 2Z_{32}$. La fréquence centrale peut être calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$f = \frac{1}{2\pi Z_{31} Z_{32}} \quad (II. 7)$$

II.5 Bruits et Artefacts de l'ECG

Malheureusement, l'ECG est souvent contaminé par du bruit et des artefacts qui peuvent se situer dans la bande de fréquences considérée et se manifester avec des morphologies similaires à celles de l'ECG lui-même. De manière générale, les contaminants ECG peut être classés comme [10]:

- Brouillage de la ligne d'alimentation : bruit du réseau $50 \pm 0,2$ Hz avec une amplitude allant jusqu'à 50% de la déviation totale
- Décharge ou bruit de contact avec l'électrode : perte de contact entre l'électrode et la peau se traduisant par de brusques changements avec la saturation au niveau de la déviation totale pendant environ 1 seconde sur l'ECG (généralement du fait qu'une électrode est presque ou complètement retirée)
- Artefacts de mouvement du patient sur l'électrode : mouvement de l'électrode loin de la zone de contact sur la peau, entraînant des variations d'impédance entre l'électrode et la peau, susceptibles de provoquer des variations de l'ECG et se manifestant généralement par des sauts ou des sauts de base rapides. Saturation jusqu'à 0,5 seconde
- Bruit électromyographique (EMG) : activité électrique due à des contractions musculaires d'une durée d'environ 50 ms entre le courant continu et 10 000 Hz, avec une amplitude moyenne de 10% du niveau de densité physique.
- Bruit électro-chirurgical : Bruit généré par d'autres équipements médicaux présents dans l'environnement de soins aux patients à des fréquences comprises entre 100 kHz et 1 MHz, pendant environ 1 à 10 secondes.
- Bruit de quantification et aliasing ;
- Artefacts de traitement du signal

Bien que chacun de ces contaminants puisse être réduit par une utilisation judicieuse du matériel et une configuration expérimentale, il est impossible d'éliminer tous les contaminants.

II.6 Les Arythmies

II.6.1 Présentation

Un rythme cardiaque irrégulier est une arythmie (également appelée dysrythmie). Les fréquences cardiaques peuvent également être irrégulières. Une fréquence cardiaque normale est de 50 à 100 battements par minute. Les arythmies et les rythmes cardiaques anormaux ne se produisent pas nécessairement ensemble. Les arythmies peuvent survenir avec une fréquence cardiaque normale ou avec des fréquences cardiaques lentes (appelées bradyarythmies² - moins de 50 battements par minute). Des arythmies peuvent également survenir avec des fréquences cardiaques rapides (appelées tachyarythmies - plus rapides que 100 battements par minute) [11].

II.6.2 Les Causes d'Arythmies

Les arythmies peuvent être causées par de nombreux facteurs, notamment :

- Maladie de l'artère coronaire.
- Déséquilibres électrolytiques dans le sang (tels que le sodium ou le potassium).
- Changements dans le muscle cardiaque.
- Blessure d'une crise cardiaque.
- Processus de guérison après une chirurgie cardiaque.
- Des rythmes cardiaques irréguliers peuvent également se produire dans des cœurs complètement normaux et en bonne santé [11].

II.6.3 Les Types d'Arythmies

Les arythmies peuvent être classées de différentes manières, mais il est courant de les classer comme suit :

- ***Contractions auriculaires prématurées*** : Ce sont des battements supplémentaires précoces qui proviennent des oreillettes (chambres hautes du cœur). Ils sont inoffensifs et ne nécessitent pas de traitement.
- ***Contractions ventriculaires prématurées (PVC)*** : Ce sont parmi les arythmies les plus courantes et surviennent chez les personnes avec et sans maladie cardiaque. C'est le

² Bradyarythmies : Ralentissement de la fréquence cardiaque à un rythme inférieur à 60 par minute. La bradycardie peut être physiologique ou pathologique, sinusale, nodale ou due à un bloc auriculo-ventriculaire [8].

battement de cœur sauté que nous rencontrons tous occasionnellement. Chez certaines personnes, cela peut être lié au stress, à une consommation excessive de caféine ou de nicotine, ou à une activité physique excessive. Mais parfois, les PVC peuvent être causés par une maladie cardiaque ou un déséquilibre électrolytique. Les personnes qui présentent beaucoup de PVC et / ou les symptômes qui leur sont associés doivent être évaluées par un cardiologue. Cependant, chez la plupart des gens, les PVC sont généralement inoffensifs et nécessitent rarement un traitement.

- ***Fibrillation auriculaire*** : La fibrillation auriculaire est un rythme cardiaque irrégulier très fréquent qui provoque une contraction anormale des oreillettes, les cavités supérieures du cœur.
- ***Flutter auriculaire*** : C'est une arythmie causée par un ou plusieurs circuits rapides dans l'oreillette. Le flutter auriculaire est généralement plus organisé et régulier que la fibrillation auriculaire. Cette arythmie survient le plus souvent chez les personnes souffrant de maladie cardiaque et au cours de la première semaine après une chirurgie cardiaque. Il se transforme souvent en fibrillation auriculaire.
- ***Tachycardie paroxystique supraventriculaire (PSVT)*** : Une fréquence cardiaque rapide, généralement avec un rythme régulier, provenant du dessus des ventricules. Le PSVT commence et se termine soudainement. Il existe deux types principaux : les tachycardies à trajet accessoire et les tachycardies réentrantes nodales AV [11]
- ***Tachycardies de voie accessoire*** : Une fréquence cardiaque rapide due à une voie ou à une connexion anormale supplémentaire entre les oreillettes et les ventricules. Les impulsions traversent les sentiers supplémentaires ainsi que l'itinéraire habituel. Cela permet aux impulsions de circuler très rapidement dans le cœur, le faisant battre à une vitesse inhabituelle.
- ***Tachycardie nodale réentrante AV*** : Une fréquence cardiaque rapide due à plusieurs voies à travers le nœud AV. Il peut causer des palpitations cardiaques, des évanouissements ou une insuffisance cardiaque. Dans de nombreux cas, il peut être résilié à l'aide de simples manœuvres, telles que l'inspiration et la décélération, et d'autres effectuées par un professionnel de la santé qualifié. Certains médicaments peuvent également arrêter ce rythme cardiaque.
- ***Tachycardie ventriculaire (V-Tach)*** : Un rythme cardiaque rapide provenant des cavités inférieures (ou ventricules) du cœur. Le rythme rapide empêche le cœur de se remplir de sang de manière adéquate ; par conséquent, moins de sang est capable de

pomper à travers le corps. Cela peut être une arythmie grave, en particulier chez les personnes souffrant de maladie cardiaque, et peut être associé à davantage de symptômes. Un cardiologue devrait évaluer cette arythmie.

- **Fibrillation ventriculaire** : Un tir irrégulier et désorganisé des impulsions des ventricules. Les ventricules tremblent et sont incapables de se contracter ou de pomper le sang vers le corps. Il s'agit d'une urgence médicale qui doit être traitée avec une réanimation cardiopulmonaire (RCP) et une défibrillation dès que possible.
- **Syndrome du QT long** : L'intervalle QT est la zone de l'électrocardiogramme qui représente le temps nécessaire pour que le muscle cardiaque se contracte puis se rétablisse, ou que l'impulsion électrique déclenche des impulsions puis se recharge. Lorsque l'intervalle QT est plus long que la normale, une forme de tachycardie ventriculaire représentant un danger de mort, augmente. Le syndrome du QT long est une maladie héréditaire pouvant entraîner la mort subite chez les jeunes. Il peut être traité avec des médicaments antiarythmiques, un stimulateur cardiaque, une cardioversion électrique, une défibrillation, une cardioversion / défibrillateur implanté ou un traitement par ablation.
- **Bradyarythmies** : Ce sont des rythmes cardiaques lents, qui peuvent provenir d'une maladie du système de conduction électrique du cœur. Les exemples incluent le dysfonctionnement du nœud sinusal et le blocage cardiaque
- **Dysfonctionnement du nœud sinusal** : Un rythme cardiaque lent dû à un nœud SA (sinus) anormal. Un dysfonctionnement important du nœud sinusal qui provoque des symptômes est traité avec un stimulateur cardiaque.
- **Bloc cardiaque** : Un retard ou un blocage complet de l'impulsion électrique lorsqu'elle se déplace du nœud sinusal aux ventricules. Le niveau du blocage ou du délai peut survenir dans le nœud AV ou le système HIS-Purkinje. Le cœur peut battre de façon irrégulière et, souvent, plus lentement. Si grave, bloc cardiaque est traité avec un stimulateur cardiaque [11].

Les arythmies peuvent également être des catégories selon leur origine en quatre (04) types, comme suit :

- Dans les chambres hautes ou les chambres basses
 - Origine de la chambre basse : arythmie ventriculaire
 - Origine de la chambre haute : origine supraventriculaire

- Si l'arythmie augmente ou diminue la fréquence cardiaque
 - Trop vite : tachycardie
 - Trop lent : bradycardie

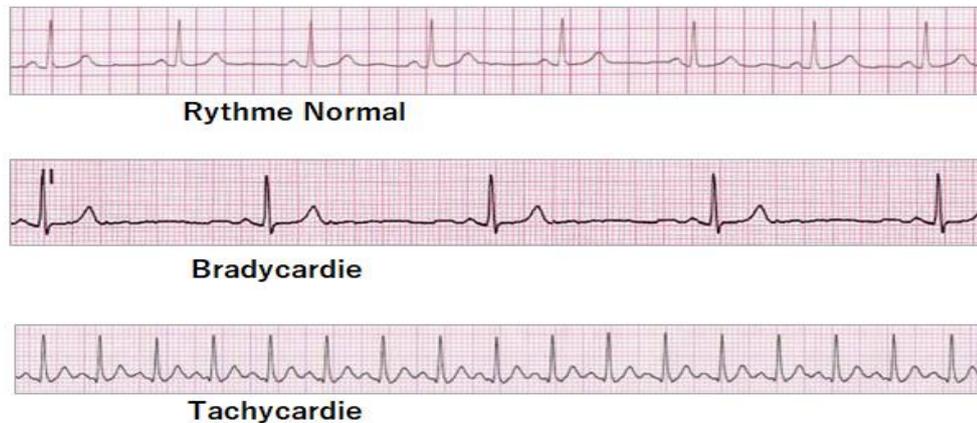


Figure II.14 Types d'arythmie en fonction de leur fréquence

II.7 Méthodes de Détection des Arythmies

Un battement anormal se manifeste dans le cas des anomalies de conduction. Si les problèmes de conduction persistent, la morphologie anormale se répète et une arythmie se manifeste, ou l'ECG dégénère en un schéma presque méconnaissable. Il existe trois approches générales pour l'analyse de l'arythmie. Une méthode consiste à effectuer une détection QRS et une classification des battements, en qualifiant une arythmie de quorum d'une série de battements d'un type particulier. L'approche alternative commune consiste à analyser une section de l'ECG qui couvre plusieurs intervalles de battement, à calculer une statistique (telle que la variance ou un rapport de puissance à différentes fréquences) sur laquelle la classification des arythmies est effectuée. Une troisième option consiste à construire un modèle de la dynamique attendue pour différents rythmes et à comparer le signal observé (ou les caractéristiques dérivées) à ce modèle. De telles approches basées sur des modèles peuvent être divisées en méthodes basées sur ECG ou méthodes basées sur des statistiques d'intervalle RR.

II.7.1 Classification d'arythmie basée sur les types de battement cardiaque

Une série de battements anormaux peut être classée comme une arythmie. Par conséquent, tant que des points de référence cohérents peuvent être localisés sur une série de battements, un simple post-traitement de la sortie d'un classifieur de battements associés à un seuil de

fréquence cardiaque peut être suffisant pour identifier correctement de nombreuses arythmies. Par exemple, la tachycardie supraventriculaire est la présence prolongée de battements ectopiques supraventriculaires, à une vitesse supérieure à 100 bpm.

II.7.2 Classification des arythmies à partir d'une analyse de fréquence-puissance

Parfois, il n'a pas de point de référence identifiable de manière cohérente dans l'ECG et l'analyse des caractéristiques cliniques normales n'est pas possible. Dans de tels cas, il est habituel d'exploiter les modifications des caractéristiques de fréquence présentes pendant les arythmies. Plus récemment, des techniques conjointes d'analyse temps-fréquence ont été appliquées pour tirer parti de la nature non stationnaire du cycle cardiaque. D'autres méthodes intéressantes utilisant des techniques de corrélation entre canaux ont été proposées, par exemple les résultats de l'utilisation d'un arbre de décision et d'un classifieur linéaire sur seulement trois coefficients AR sont prometteurs

II.8 Conclusion

À travers ce chapitre en commençant par une introduction simplifiée au fonctionnement du cœur et à son anatomie. Ainsi qu'une explication relativement détaillée du fonctionnement de l'électrocardiographie, définissant ce qu'est le signal ECG, comment il est formé, donnant la chaîne d'instrumentation couramment utilisée pour l'acquisition du signal. Mentionnons également ce qu'un ECG signifie en fonction du mécanisme du cœur. En fin de compte, ce chapitre traite des arythmies et de leur classification, ainsi que de leurs causes.

CHAPITRE – III

CLASSIFICATION DES BATTEMENTS CARDIAQUES

Ce chapitre commence par une introduction au fonctionnement des réseaux de neurones convolutionnels et explique pourquoi ils sont utiles dans le cadre de ce projet en donnant des exemples de fonctionnalité. Après cela, nous verrons en détail comment créer un modèle qui prédit les arythmies de chaque battement de coeur en utilisant ce type de réseaux de neurones. Et enfin, nous présentons les résultats obtenus sur la base de données publique MIT-BIH Arrhythmia.

III. Classification des Battements Cardiaques

III.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiels sont très pratiques pour traiter des problèmes non linéaires et complexes comme les problèmes de prédiction. Cependant, dans des cas comme la reconnaissance d'images ou de signaux utilisant, un MLP classique n'est pas assez pratique, car une image ou un signal aura beaucoup d'échantillons, des formes compliqués se perdent dans un réseau de neurones régulier. D'autre part, pour qu'un MLP fonctionne correctement, il doit y avoir un nombre équivalent de neurones cachés par rapport au nombre d'entrées [4], ce qui signifie que dans le cas d'une image de 512×512 pixels, le nombre recommandé de neurones d'entrée devrait être autour de 262144, ce qui n'est pas pratique. Pour résoudre ce problème, les réseaux de neurones convolutifs ont été introduits. Leur objectif est de minimiser la taille des données introduites tout en conservant les détails les plus importants. Dans ce chapitre, nous présentons avec un peu de détails les réseaux de neurones convolutifs.

III.2 Classification avec Réseau Convolutif

III.2.1 Principes

Un réseau neuronal convolutif peut être considéré comme est un perceptron multicouche conçu spécifiquement pour reconnaître des formes avec un degré élevé d'invariance à la translation, à la mise à l'échelle, au biais et à d'autres formes de distorsion. Cette tâche difficile est apprise d'une manière supervisée au moyen d'un réseau dont la structure comprend les fonctions suivantes [2].

- **Extraction de caractéristiques.** Chaque neurone tire ses entrées synaptiques d'un champ réceptif local de la couche précédente, l'obligeant ainsi à extraire des caractéristiques locales. Une fois qu'une caractéristique a été extraite, son emplacement exact devient moins important, tant que sa position par rapport à d'autres caractéristiques est approximativement préservée [2].
- **Mappage des caractéristiques :** Chaque couche de convolution est composée de plusieurs vecteurs de caractéristiques, chaque vecteur de caractéristiques se présentant sous la forme d'un plan dans lequel les neurones sont contraints de partager le même

ensemble de poids synaptiques. Cette forme de représentation structurale a les effets bénéfiques suivants :

- Invariance par décalage, forcée à utiliser un vecteur de caractéristiques par le biais de la conversion avec un noyau de petite taille, suivie d'une fonction sigmoïde.
- Réduction du nombre de paramètres libres, obtenue grâce à l'utilisation de la pondération [2].

Chacun des vecteurs de caractéristiques est calculé à l'aide d'un filtre de convolution. Un filtre est une fenêtre d'une certaine taille qui est utilisée pour calculer une valeur unique pour chaque groupe de valeurs du vecteur d'origine. Qui est calculé comme la somme des multiplications de chaque valeur du filtre avec sa valeur correspondante du vecteur de caractéristiques. Voir la Figure III.1 pour un exemple de filtre de 3x3 s'articulant autour d'un vecteur de caractéristiques bidimensionnelle arbitraire.

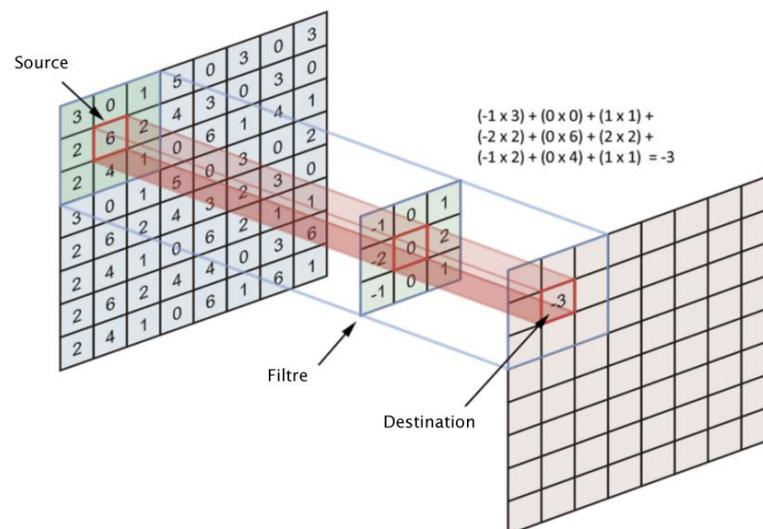


Figure III.1 Exemple d'application d'un filtre de 3x3 sur un vecteur bidimensionnel

Dans un modèle d'apprentissage profond, les filtres sont initialisés aléatoirement, puis après chaque itération, ils sont modifiés par rétropropagation pour s'adapter à l'entrée. Un filtre peut être lié à n'importe quelle forme. Pour les images d'humains, un filtre peut être associé à la vision du nez qui donne une indication de degré avec lequel un nez semble apparaître dans notre image, et combien de fois et en quel endroits où ils se produisent. Cela réduit le nombre de poids que le réseau de neurones doit apprendre par rapport à un MLP, et signifie également que lorsque l'emplacement de ces fonctions change, le réseau de neurones n'est pas perturbé [12].

- **Sous-échantillonnage.** Chaque couche de convolution est suivie par une couche de calcul qui effectue une moyenne locale et un sous-échantillonnage, ce qui réduit la résolution du vecteur des caractéristiques. Cette opération a pour effet de réduire la sensibilité de la sortie du vecteur des caractéristiques aux décalages et autres formes de distorsion [2].

Le type de sous-échantillonnage le plus utilisé est l'opération de « max-pooling », qui consiste à extraire du vecteur des caractéristiques la plus grande valeur de chaque zone. La Figure III.2 présente un vecteur de valeurs 4×4 appliquant une opération de « max-pooling » avec une fenêtre de taille 2×2 (prendre la valeur maximale de chaque 2×2 pixels), le résultat sera un vecteur 2×2 comprenant uniquement les caractéristiques dominantes.

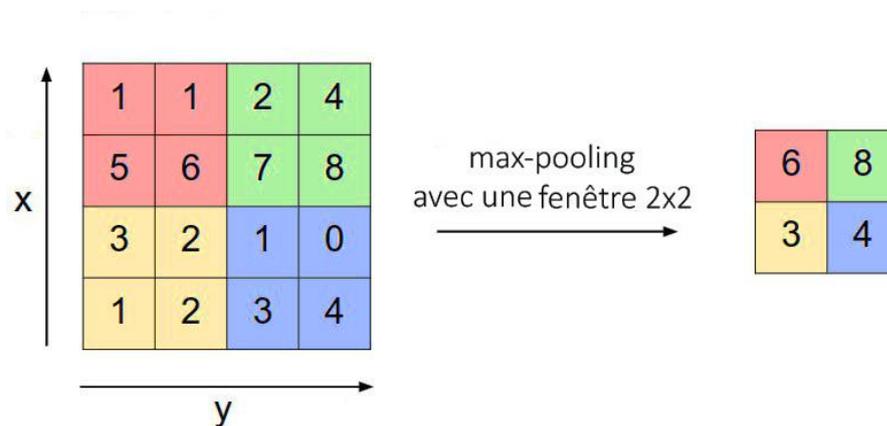


Figure III.2 Exemple d'une opération max-pooling

III.2.2 Architecture

La Figure III.4 montre la structure architecturale d'un réseau de convolution composé d'une couche d'entrée, de quatre couches de convolution cachées et de trois couches formant un perceptron multicouche. Ce réseau est conçu pour effectuer un traitement d'image (par exemple, la reconnaissance de caractères manuscrits ou de types de véhicules).

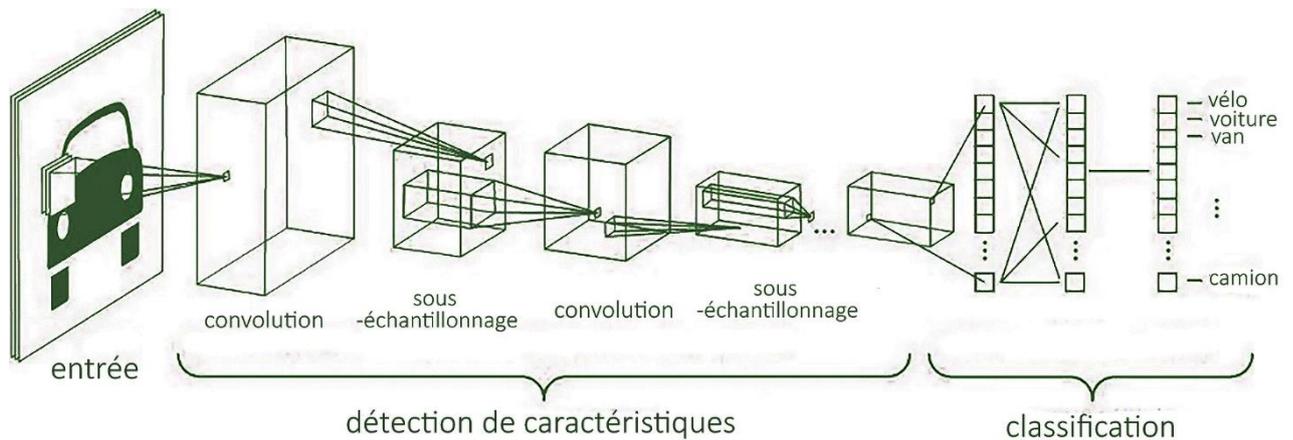


Figure III.4 Réseau convolutif pour le traitement d'images tel que la détection d'un type de véhicule.

Par exemple, dans le cas des images de la taille 28×28 , La couche d'entrée est composée de 28×28 neurones recevant ces images qui sont normalement centrés et de taille normalisée.

Ensuite, les schémas de calcul alternent convolution et sous-échantillonnage sont comme suit:

- La première couche convolutif cachée prend une image d'entrée de 28×28 pixels et applique un nombre déterminé de filtres, cette opération donne un nombre de vecteurs de caractéristiques égal au nombre de filtres appliqués.
- La deuxième couche de sous-échantillonnage et de mise en commun prend en compte les vecteurs de caractéristiques données par la couche précédente et réduit la taille de chacune d'elles en extrayant les caractéristiques importantes de chacune. Par exemple, si la taille du pool est 2×2 , les couches résultantes auront $(\frac{28}{2}) \times (\frac{28}{2}) = 14 \times 14$ pixels.
- Les troisième et quatrième couche reprennent la même opération que les deux couches précédentes. La couche de convolution prend les vecteurs de caractéristiques 14×14 et leur applique un plus grand nombre de filtres, après que la couche de mise en commun produira des vecteurs de caractéristiques plus petites (7×7 pixels par exemple).
- Une fois l'opération de détection de caractéristiques terminée, le vecteur 7×7 résultant sera aplati en un vecteur à une dimension de 49 valeurs, cette dernière sera transmise au réseau MLP (perceptron multicouche) pour classification.

III.2.3 Exemple de classification de véhicules avec un réseau convolutif profond

Dans cet exemple, un ensemble de cinq mille (5000) images de véhicule a été utilisé pour l'apprentissage d'un réseau de convolution à trois couches de convolution et une couche de classification MLP. L'objectif de ce réseau est l'extraction des valeurs permettant de visualiser à quoi ressemblent les filtres d'un réseau de neurones après son apprentissage, en plus de visualiser l'aspect d'un vecteur de caractéristiques.

Après l'apprentissage, tous les 30 filtres de chaque couche sont extraits et visualisés sous forme d'image, comme indiqué sur la Figure III.3. Les filtres sont évidemment formés efficacement pour détecter les aspects des véhicules. En commençant par les premières couches détectant les bords les plus simples, la seconde couche détectant les bords encore plus compliqués et la dernière couche détectant des formes qui ne se produisent généralement que dans des véhicules tels que les roues et les vitres

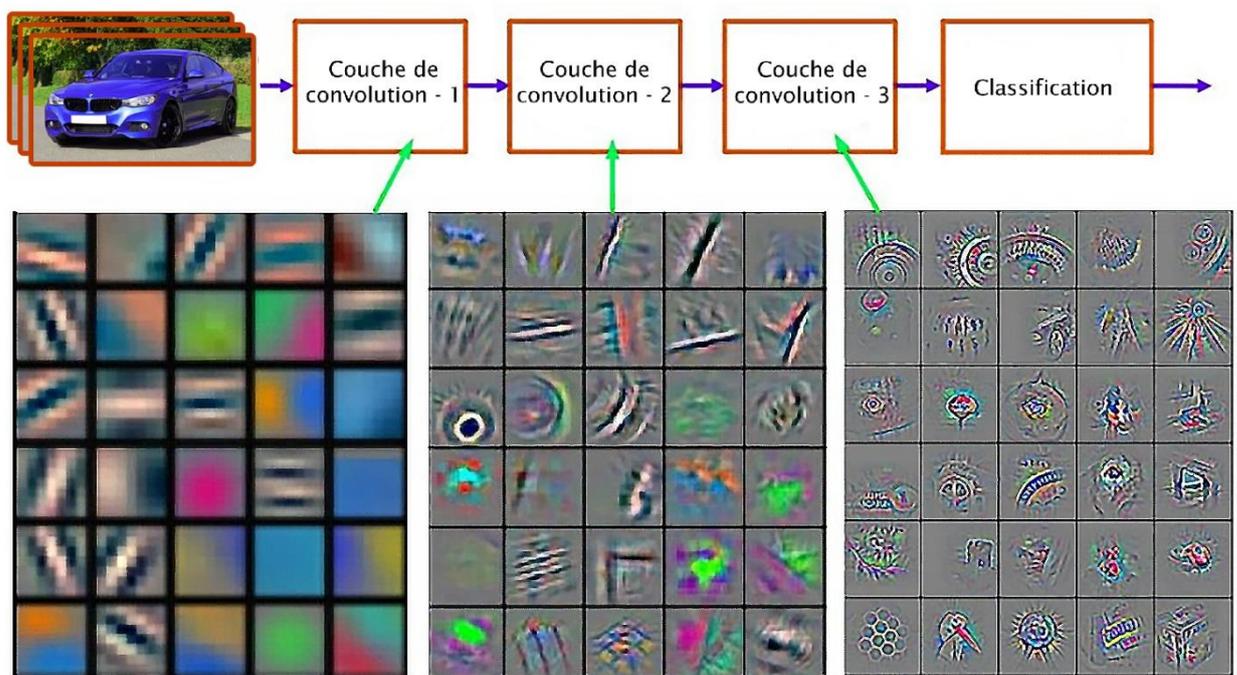


Figure III.3 Filtres extraits de différentes couches d'un réseau de neurones convolutif

Nous soulignons que tous les poids dans toutes les couches d'un réseau de convolution sont appris par l'apprentissage. De plus, le réseau apprend à extraire ses propres fonctionnalités automatiquement.

III.3 Classification des Battements Cardiaques par réseau de neurones convolutifs

Dans ce travail nous utilisons un classificateur basé sur les architectures précédentes. Le cas de l'ECG diffère des applications où les réseaux convolutifs sont habituellement utilisés, à savoir : la reconnaissance d'image. Dans ce dernier cas, les données sont toujours présentées sous forme de données 2D avec certains canaux de couleur, contrairement aux séries temporelles où les données sont 1D [13] [14].

III.3.1 La base de données *MIT-BIH Arrhythmia*

La base de données des arythmies MIT-BIH contient 48 extraits d'une demi-heure d'enregistrements d'ECG ambulatoires à deux canaux, obtenus de 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard parmi 4000 enregistrements ECG ambulatoires par heure collectés auprès d'une population hétérogène de patients hospitalisés (environ 60%) et ambulatoires (environ 40%) à l'hôpital Beth Israel de Boston. Les 25 enregistrements restants ont été sélectionnés dans le même ensemble pour inclure des arythmies moins courantes mais cliniquement significatives qui ne généralement pas bien représentées dans des petits échantillons. [15]

Les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde et par canal avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Deux cardiologues au moins annotés indépendamment chaque enregistrement ; les désaccords ont été résolus pour obtenir les annotations de référence lisibles par ordinateur pour chaque battement (environ 110 000 annotations au total) incluses dans la base de données.

III.3.2 L'extraction des données d'apprentissage de la base de données

La base de données MIT-BIH pourrait être téléchargée dans différents formats, adaptés à différents langages de programmation. Il comprend 48 enregistrements, chacun provenant d'un patient. Chaque enregistrement est constitué de deux fichiers, l'un pour le signal et l'autre pour les annotations de chaque battement cardiaque. Les annotations sont symbolisées par des lettres et leur signification est indiquée dans le Tableau III.1. Lorsqu'il est extrait et traité, le signal avec des annotations ressemble à l'échantillon de la Figure III.5. Avec chaque enregistrement dure plus d'une demi-heure, cette base de données est plus que suffisante pour l'apprentissage d'un réseau de neurones. Il est à noter qu'il y a des arythmies qui ne se sont pas produites assez souvent dans tous les enregistrements, ces cas rares ont été ignorés.

Annotation	Signification	Occurrence
A	Contractions auriculaires prématurées	2694 fois
L	Bloc de branche gauche	8072 fois
N	Normale	46258 fois
/	Battement cardiaque irrégulier	7024 fois
V	Contractions ventriculaires prématurées	7130 fois
R	Bloc de branche droite	7256 fois

Tableau III.1 Types et occurrences des battement cardiaques dans la base de données MIT-BIH



Figure III.5 Échantillon tracé à partir de la base de données MIT-BIH

III.3.3 Traitement et préparation des données d'apprentissage

Pour que les données extraites de la base de données peuvent être utilisées pour l'apprentissage d'un réseau de neurones, elle doit être soumise aux conditions suivantes :

- La tension de tout l'enregistrement doit être normalisée pour être dans l'intervalle de 0 à 1 afin d'être alimentée au réseau de neurones.
- Etant donné que le réseau va classer les battements, chaque signal de battement doit être isolé dans un segment.
- La première couche du réseau de neurones comporte un nombre prédéfini de neurones d'entrée, ce qui limite la taille des données introduites dans le réseau. Alors, chaque segment de l'enregistrement, présentant un battement de cœur, doit être rééchantillonné en un nombre d'échantillons égal au nombre des neurones de la couche d'entrée.

Afin d'appliquer les conditions ci-dessus, un algorithme de prétraitement a été utilisé sur les données avant d'entraîner le réseau de neurones. Cet algorithme délivre des paires

d'apprentissage contenant un vecteur de segments son annotation. La Figure III.6 montre le diagramme de cet algorithme.

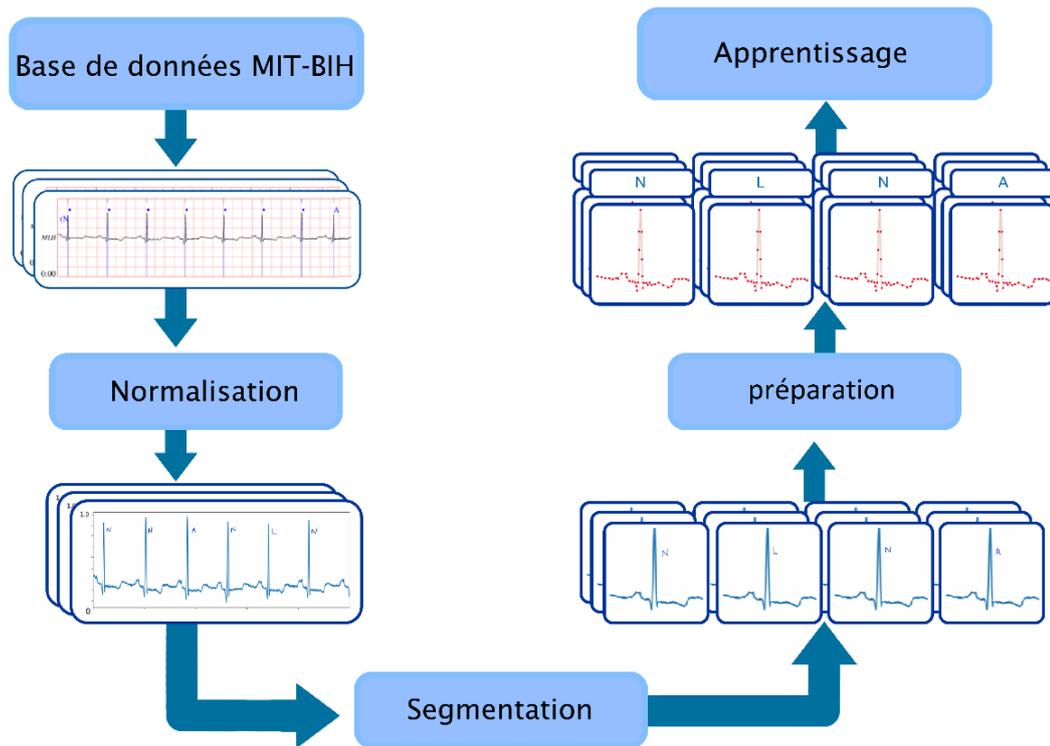


Figure III.6 Processus de traitement et de préparation des enregistrements

La Figure III.7 montre des échantillons pour quelques type d'arythmie obtenus à partir des données d'apprentissage après prétraitement.

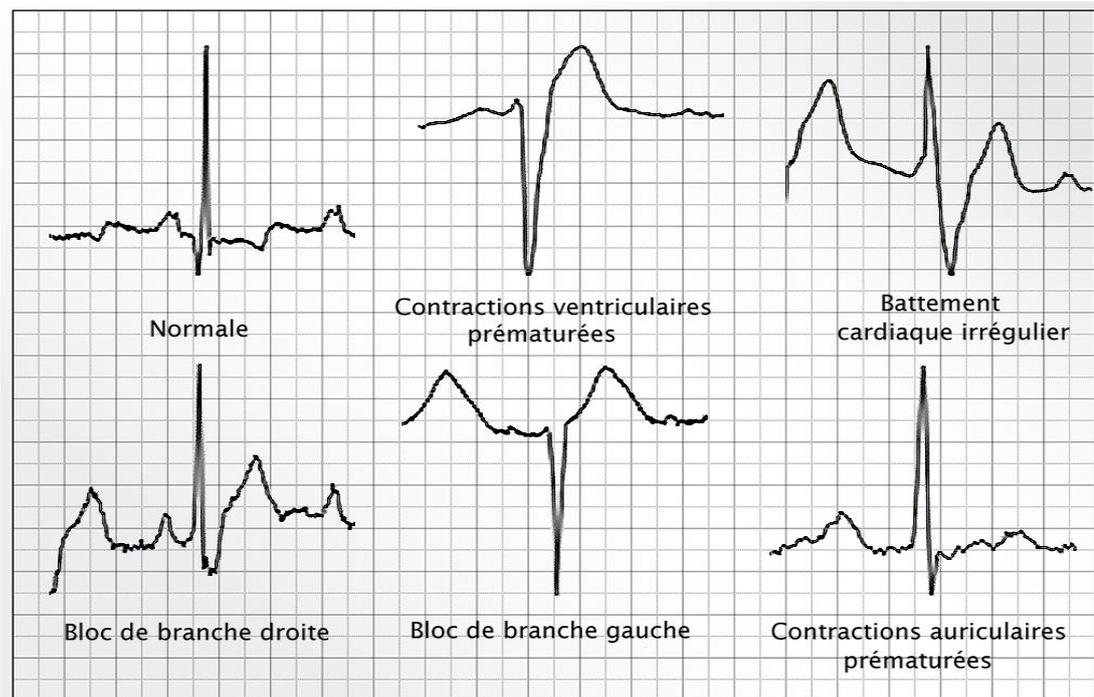


Figure III.7 Exemples extraits de la base de données

III.3.4 Résultats obtenus

Après traitement de la base de données, un ensemble de 45 000 segments de battement ont été choisis pour l'apprentissage du classifieur, 80% de ce dernier ont été utilisés pour l'apprentissage et les 20% restants pour la validation. Pour choisir la meilleure structure du classificateur neuronal pour ce problème, trois modèles avec des paramètres différents ont été testés avec les mêmes données d'apprentissage et de validation (voir Figure III.9). Toutes les couches de convolution dans les modèles sont activées à l'aide des fonctions *ReLU* ; pour les couches MLP, la fonction *sigmoïde* a été utilisée. Après 10 époques d'apprentissage, le Tableau III.2 contient les paramètres utilisés ainsi que la performance de chaque modèle.

Modèle	Couches de convolution	Filtres par couche	Époques d'apprentissage	Précision de validation (Après 10 époques)	Coût de validation (Après 10 époques)	Temps d'apprentissage
1	5	16	10	95.36%	14.58%	2min.16sec
2	4	32	10	98.14%	6.36%	3min.6sec
3	3	64	10	98.96%	4.90%	6min.2sec

Tableau III.2 les paramètres de chaque modèle, ainsi que la précision et le coût après l'apprentissage

D'après le tableau ci-dessus et les courbes de la Figure III.8, il apparaît que pour ce problème, il est préférable d'utiliser davantage de filtres dans quelques couches plutôt qu'un plus grand nombre de couches avec moins de filtres. De la Figure III.8, il apparaît également qu'après la neuvième époque, le premier modèle (5 couches de convolution avec 16 filtres) semble perdre en précision de validation, ce phénomène est appelé *surapprentissage* et signifie que le réseau commence à ne contenir que les données d'apprentissage et peut ne pas prédire les nouvelles données.

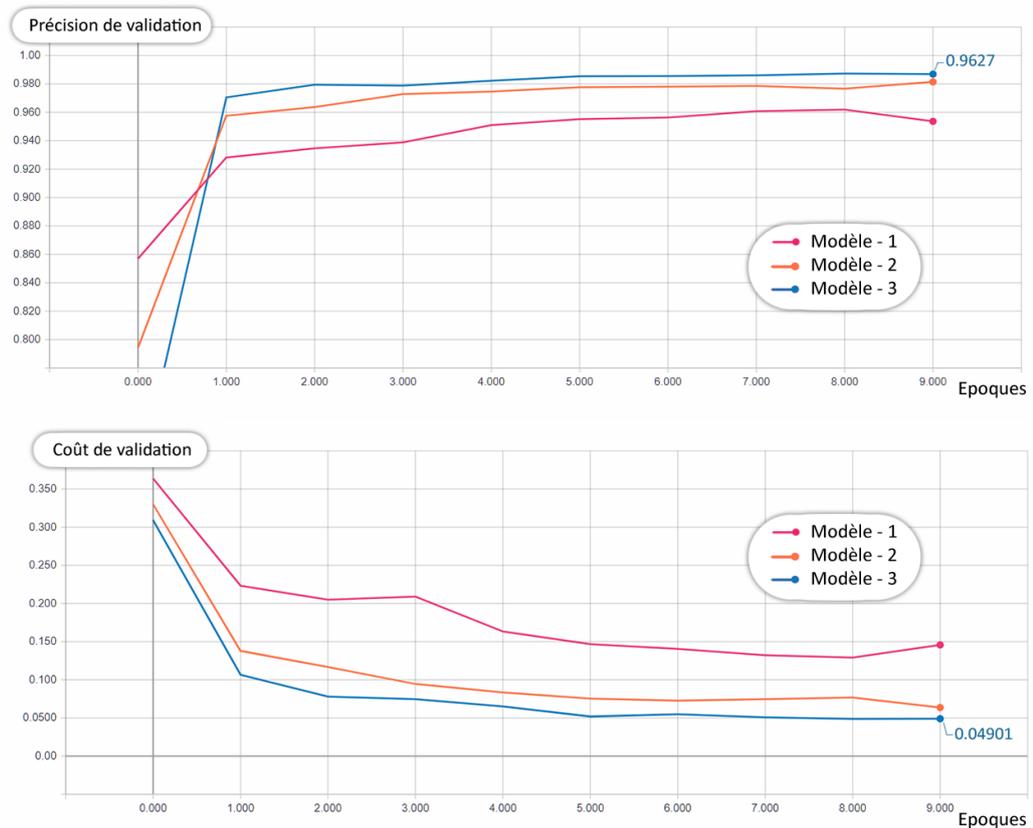


Figure III.8 Courbes de précision de la validation et coût de la validation dans le temps

Les résultats obtenus montrent que le 3^{ème} modèle a donné les meilleures performances sur les données de validation, il est sélectionné pour exécuter des tests sur d'autres données extraites d'un enregistrement ECG d'un autre patient. La Figure III.10 montre quelques échantillons d'arythmies détectées par le modèle choisi. Chaque prédiction est marquée par l'une des annotations du Tableau III.1 et par un pourcentage indiquant le degré de fiabilité du modèle à propos de l'existence de cette arythmie.

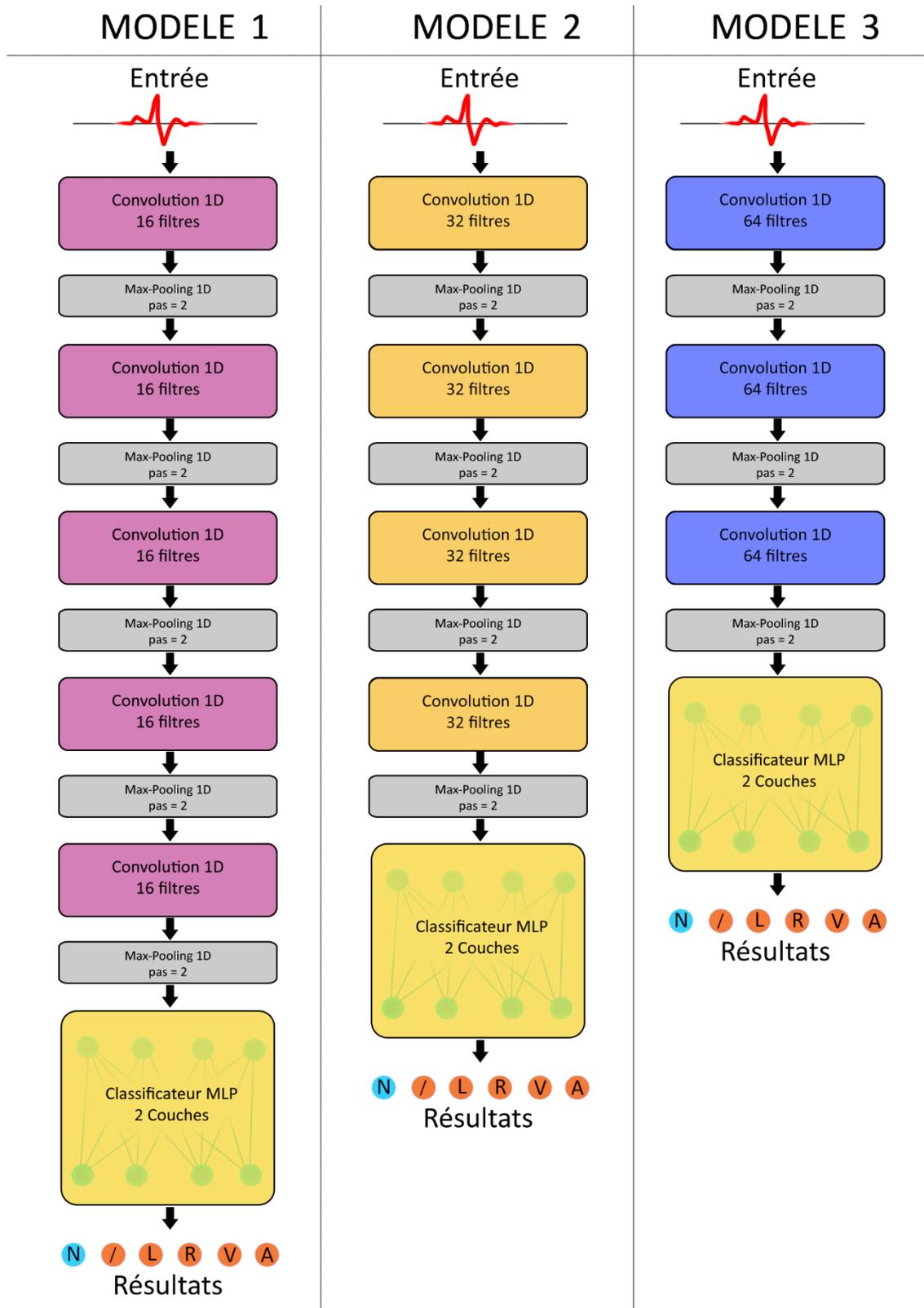


Figure III.9 Diagrammes des trois modèles testés

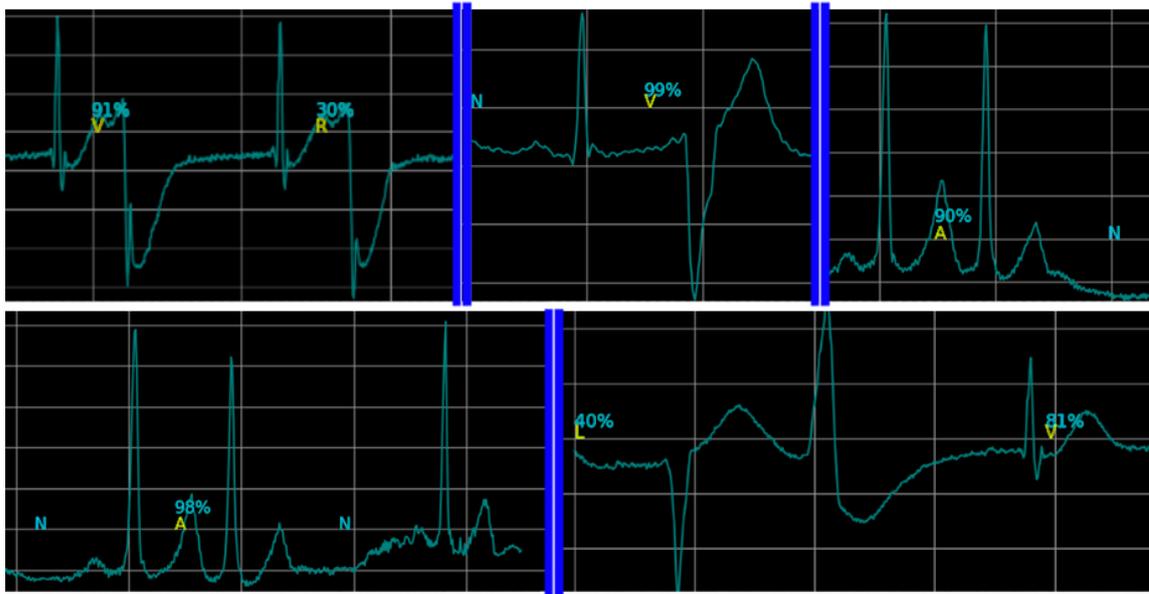


Figure III.10 échantillons d'arythmie détectés par le modèle

Type de battement	Pourcentage de confiance (%)	Prédictions correctes	
		(Correcte / Totale)	(%)
Contractions auriculaires prématurées (A)	94.78%	230 / 230	100.00%
Bloc de branche gauche (L)	51.98%	330 / 429	76.92%
Normale (N)	100.00%	2382 / 2382	100.00%
Battement cardiaque irrégulier (/)	75.60%	123 / 123	100.00%
Contractions ventriculaires prématurées (V)	87.75%	392 / 392	100.00%
Bloc de branche droite (R)	44.88%	266 / 381	69.81%

Tableau III.3 Pourcentage de confiance pour chaque type de battement cardiaque

Le Tableau (III.3) montre les résultats de classification obtenus sur les données de test formé de 3937 battements. Nous pouvons noter qu'il est parvenu avoir un total de 3723 prévisions correctes, un taux moyen de 94.56%. Qu'il est parvenu de classer à 100% quatre arythmies (Contractions auriculaires prématurées, battement cardiaque irrégulier, contractions ventriculaires prématurées et les battements normales). Nous pouvons également noter, que les arythmies classées incorrecte ont été données avec de faibles degrés de confiance. Ceci est bien illustré dans la Figure III.11.

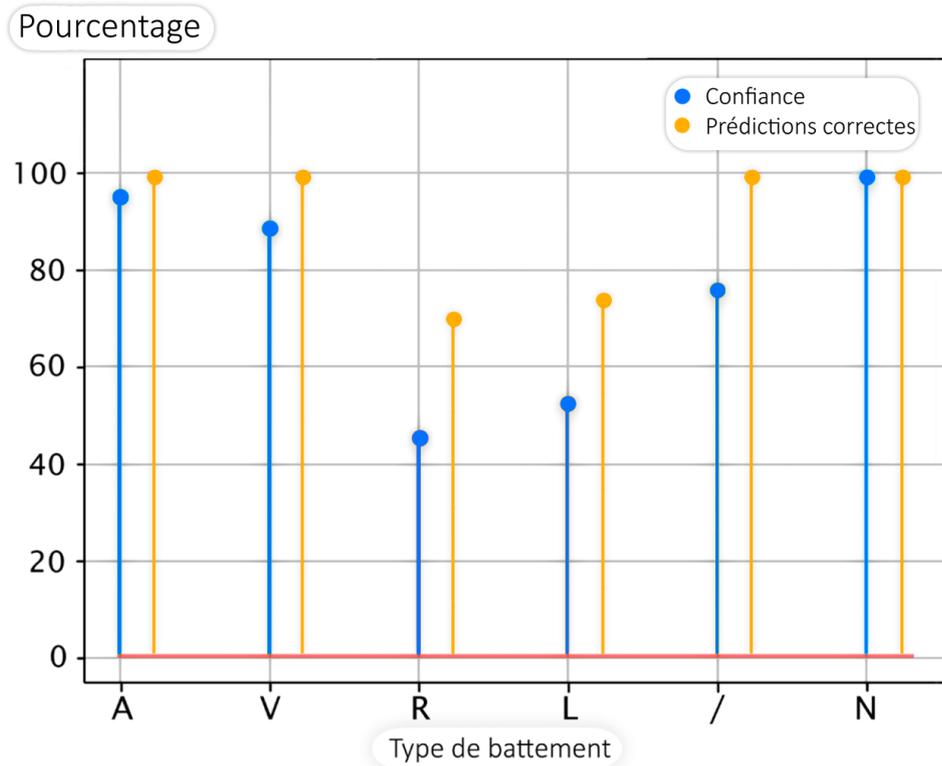


Figure III.11 Pourcentage de confiance pour chaque type de battement cardiaque

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre, trois (03) modèles de classification basés sur les réseaux de neurones convolutifs ont été utilisés pour classer les battements cardiaques. Pour l'évaluation de ces modèles, nous avons effectué des tests sur la base de données MIT-BIH. Les trois modèles ont été entraînés pour une période de 10 époques. Les 3 modèles ont donné des résultats différents, concluant que, pour la classification de l'ECG, un modèle neuronal à convolution avec plus de filtres par couche fonctionne mieux qu'un modèle comportant plus de couches mais moins de filtres. Le modèle qui a donné les meilleurs résultats de validation a été testé sur d'autres données d'un autre patient. Nous pouvons constater que l'utilisation des réseaux de neurones convolutifs avec apprentissage approfondi pour la détection automatique des arythmies ECG a permis d'avoir des résultats très satisfaisants, à savoir un taux de reconnaissance moyen de 98.96%.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale

Dans ce travail, nous avons étudié le signal électrocardiographique (ECG). Dans le but d'automatiser la détection des arythmies cardiaques, en construisant un système permettant de classer leurs différents types. L'approche choisie vis-à-vis de ce problème consistait à utiliser l'intelligence artificielle, précisément des réseaux de neurones convolutif avec apprentissage approfondi pour classer les battements cardiaques.

Trois modèles avec architecture différentes de réseaux de neurones profonds ont été utilisés. Pour l'évaluation de ces modèles, nous avons effectué des tests sur la base de données MIT-BIH. Nous avons conclu qu'un modèle neuronal à convolution avec plus de filtres par couche est plus performant qu'un modèle comportant plus de couches mais moins de filtres. La meilleure architecture a été testée sur d'autres données d'un autre patient donnant ainsi des résultats satisfaisants.

Finalement, nous pouvons constater que l'utilisation des réseaux de neurones convolutifs avec apprentissage approfondi pour la détection automatique des arythmies ECG a permis d'avoir des résultats très satisfaisants, à savoir un taux de reconnaissance moyen de 98.96%.

Bibliographie

- [1] «Cardiovascular diseases (CVDs),» World Health Organization, 17 May 2017. [En ligne]. Lien: [https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)). [Accès le 25 Juin 2019].
- [2] S. S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*, Hamilton, Ontario, Canada: Peason Prentice Hall, 1999.
- [3] R. Frank, «Principles of neurodynamics. Perceptrons and the theory of brain mechanisms,» Cornell Aeronautical Laboratory, Inc., Buffalo 21, N, Y, 1961.
- [4] S. Samarasinghe, *Neural Networks for Applied Sciences and Engineering*, Auerbach Publications, 2006.
- [5] M. Nemissi, «Classification et reconnaissance des formes par algorithmes hybrides,» 2009.
- [6] L. Goldberger, *Goldberger's Clinical Electrocardiography, A Simplified Approach - 8th Edition*, Philadelphia, PA 19103-2899: Elsevier Inc., 2013.
- [7] H. Staff, «How the Heart Works,» Alberta, 22 July 2018. [En ligne]. Lien: <https://myhealth.alberta.ca/Health/pages/conditions.aspx?hwid=tx4097abc>. [Accès le 30 05 2019].
- [8] J. H. H. (. P. o. Cardiology), *The ECG made easy*, Nottingham, UK: Churchill Livingstone, 2013.
- [9] L. S. L. (MD), *Pathophysiology of Heart Disease - A COLLABORATIVE PROJECT OF MEDICAL STUDENTS AND FACULTY*, Brigham and Women's Hospital Boston, Massachusetts: Wolters Kluwer, 2016.
- [10] G. D. F. A. e. P. M. Clifford, *Advanced methods and tools for ECG data analysis*, Boston: Artech house, 2006.
- [11] M. P. Charles Patrick Davis, «What is Arrythmia,» medicinenet, 8 6 2016. [En ligne]. Lien:

- https://www.medicinenet.com/arrhythmia_irregular_heartbeat/article.htm#what_causes_an_arrhythmia. [Accès le 30 5 2019].
- [12] P. R. Mathew Stewart, «Simple Introduction to Convolutional Neural Networks,» Towards Data Science, 27 February 2019. [En ligne]. Lien: <https://towardsdatascience.com/simple-introduction-to-convolutional-neural-networks-cdf8d3077bac>. [Accès le 15 Juin 2019].
- [13] I. T. G. M. Kiranyaz Serkan, «Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, n° %13, pp. 664-675, 2015.
- [14] B. Y. A. H. Al Rahal Mohammad Mahmoud, «Deep learning approach for active classification of electrocardiogram signals,» *Information Sciences*, vol. 345, pp. 340-354, 2016.
- [15] «MIT-BIH Arrhythmia Database,» Physionet, 2005. [En ligne]. Lien: <https://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>. [Accès le 20 Juin 2019].
- [16] S. Sathyanarayana, «A Gentle Introduction to Backpropagation,» July 2014.
- [17] F. CHOLLET, Deep Learning with Python, Shelter Island, NY 11964: Manning Publications Co. , 2018.
- [18] A. Agrawal, «medium.com,» A Medium Corporation [US], 29 Sep 2017. [En ligne]. Lien: <https://medium.com/data-science-group-iitr/loss-functions-and-optimization-algorithms-demystified-bb92daff331c>. [Accès le 29 Avril 2019].
- [19] P. Boersma, «Phonetic Sciences, Amsterdam,» Phonetic Sciences, 8 Sept 2018. [En ligne]. Lien: <http://www.fon.hum.uva.nl/praat/manual/epoch.html>. [Accès le 29 Avril 2019].
- [20] R. Frank, Principles of Neurodynamics. Perceptrons and the theory of brain mechanisms, 1961.