REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de **T**echnologie

Département du **G**énie **E**lectrique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : génie électrique

Spécialité : Systèmes de télécommunications

Segmentation et classification des signaux des sons cardiaques et leurs utilisations au diagnostic.

Présenté par :

Benkhaoua Nadjet

Douik Nadjet

Proposé et dirigé par :

Rebiai Mohamed

Promotion 2022

Remerciements

Avant tout, je remercie **Dieu** de m'avoir donné la patience et la force pour réaliser ce Présent travail.

(الحمد لله)

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à mon promoteur Monsieur: **REBIAI Mohamed** pour avoir dirigé mon travail a toujours été à notre écoute, sa disponibilité pour la réalisation de ce mémoire fut remarquable et nous en somme reconnaissante, et M.**BENGHERBIA Billel** pour nous avoir aidés aussi dans ce Modeste travail.

Nous exprimons également notre gratitude à tous nos enseignants qui par leurs compétences nous ont soutenu dans la poursuite de nos études. Depuis notre premier cycle d'étude universitaire.

Enfin, j'exprime mes remerciements à tous ceux qui ont contribué de prés ou de loin à L'élaboration de ce travail.

Merci à tous et à tout.

BEN KHAOUA Nadjet

DOUIK Nadjet

Dédicaces

Avant tout, je rends grâce à DIEU de m'avoir accordé la volonté et le courage pour réaliser ce mémoire.

Je dédie ce modeste travail à :

Tout d'abord je dédie ce modeste travail **A ma chère mère**, **A mon cher père**.

Qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et persévérance, je ne trouverai jamais les

mots qu'il faut pour vous remercier que le bon dieu le tout puissant vos grande pour moi.

A mes frère **ABD Elwaheb**, **Mohamed**, **Jilali**, **Nadir**

A Ma meilleure Binôme **Douik Nadjet**

A tous mes professeurs qui nous ont enseignés.

A mes très chers collègues sans exception (Mekhtiche Oussama,nesrine bounoaou, Berkani rafik,Achir Zahra,Benrekia Mustapha)

A tous ceux qui ont participé à l'élaboration de ce modeste travail et tous ceux qui nous sont chères.

BEN KHAOUA Nadjet.

Dédicaces

Avant tout, je rends grâce à DIEU de m'avoir accordé la volonté et le courage pour réaliser ce mémoire.

Je dédie ce modeste travail à :

Tout d'abord je dédie ce modeste travail A ma chère mère, A mon cher père.

Qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et persévérance, je ne trouverai jamais les

mots qu'il faut pour vous remercier que le bon dieu le tout puissant vos grande pour moi.

A mon frère MOHAMED.

A Mon fiancé Pour ses soutiens moraux.

A Ma meilleure Binôme Benkhaoua Nadjet

A tous mes professeurs qui nous ont enseignés.

A mes très chers collègues sans exception

A tous ceux qui ont participé à l'élaboration de ce modeste travail et tous ceux qui nous sont chères.

DOUIK Nadjet.

ملخص

تمثل إشارة مخطط صوت القلب PCG التسجيل الصوتي لأصوات القلب. تتيح دراسة ديناميكا الدم داخل القلب فهم طبيعة وأصل أصوات القلب الطبيعية والمرضية. يعد تصنيف إشارة PCG إلى حالات مرضية مختلفة مهمة التعرف المعقدة للغاية، والتي دفعت الباحثين إلى تطوير تقنيات التصنيف التلقائي لأمراض القلب والأوعية الدموية من أجل التشخيص المناسب.

في هذه المذكرة، نقترح تصنيفا تلقائيا لأشرات PCG باستخدام خوارزمية MLP للتعلم العميق مع بنيات مختلفة لتصنيف أشارة PCG،تم اقتراح طريقتين ،تعتمد الطريقة ألأولى على مؤشرات قياسية متعددة وتستند الطريقة الثانية الى تجزئة آشارات PCG . بالأضافة الى ذلك ،في تصنيفنا متعدد الفئات ,اخترنا قاعدة بيانات من 23 فصلا ،لكننا استخدمنا 7 فئات فقط تتوافق مع آنواع أمراض القلب ،سيسمح لنا التصنيف متعدد الفئات بالعثور على نوع المرض. تمكنا من خلال هذا التصنيف من تحديد نوع المرض

الكلمات المفتاحية: PCG، المؤشرات العددية،التعلم العميق .

Abstract

The Phonon-cardiogram PCG signal represents the sound recording of cardiac sounds. The study of intracardiac hemodynamic allows understanding the nature and origin of these normal and pathological cardiac noises. The classification of PCG signal beats in different pathological cases is a very complex task of recognition, which prompted the researchers to develop techniques of automatic classification of cardiovascular diseases for a good diagnosis.

In this brief, we propose an automatic classification of PCG signals using the MLP algorithm of Deep Learning with deferential architecture. To classify PCG signals, two methods are proposed. The first method is based on scalar indicators and the second is based on segmentation of PCG signals.

In addition, in our multi-class classification, we chose a database of 23 classes, but we used only 7 classes corresponding to the types of heart disease. With this classification, we were able to identify the type of disease.

Keywords: PCG, Scalar Indicators, Deep learning.

Résumé

Le signal Phono-cardiogramme PCG représente l'enregistrement sonore des bruits cardiaques. L'étude de l'hémodynamique intracardiaque permet de comprendre la nature et l'origine de ces bruits cardiaques normaux et pathologique. La classification des battements du signal PCG en différents cas pathologiques est une tâche de reconnaissance très complexe, ce qui a poussé les chercheurs à développer des techniques de classification automatique des maladies cardiovasculaires pour un bon diagnostic.

Dans ce mémoire, nous proposons une classification automatique des signaux PCG en utilisant l'algorithme MLP de Deep Learning avec déférente architecture. Pour faire la classification des signaux PCG, deux méthodes sont proposées. La première méthode est basée sur les indicateurs scalaires et la deuxième méthode est basée sur la segmentation des signaux PCG.

De plus, dans notre classification multi classe, nous avons choisi une base de données composée de 23 classes, mais nous avons utilisé seulement 7 classes correspondent à des types de maladies cardiaques. La classification multi classe va nous permettre de trouver le type de la maladie.

Mots Clés : PCG,Indicateurs scalaires, l'apprentissage en profondeur .

Sommaire

Sommaire VI
Liste des Figures IX
Liste des Tableaux XI
Liste des Abréviations XII
Introduction Générale 1
Chapitre I : Le cœur humain et le phonocardiogramme. .....
I.1-Introduction 3
I.1.1-Le système cardio-vasculaire 3
I.1.2-Le cœur humain 3
I.2-Le cœur 4
I.2.1-Anatomie du cœur 4
I.2.1.1-Le cœur droit 5
I.2.1.2-Le cœur gauche 5
I.2.1.3-La circulation sanguine : 5
I.2.2-Les valves cardiaques 6
I.2.2.1-L'orifice tricuspide 6
I.2.2.2-L'orifice pulmonaire 6
I.2.2.3-L'orifice mitral 7
I.2.2.4-L'orifice aortique 7
I.2.3-La vascularisation du cœur 7
I.2.4-L'activation électrique du cœur 7
I.2.5-Le cycle cardiaque 8
I.3-Phono-cardiogramme 9
I.4-Les sons et les souffles cardiovasculaires 10
I.4.1-Les sons cardiaques 10
I.4.1.1-Le premier son (S1) 10
I.4.1.2-Le deuxième son (S2) 10
I.4.1.3-L'ouverture de la mitrale 11
I.4.1.4-Le troisième son (S3) 11
I.4.1.5-Le quatrième son (S4) 11
I.4.2-Les souffles cardiaques 12
I.4.2.1-Les souffles diastoliques 13
I.4.2.2-Les souffles systoliques 14
I.5-La phonocardiographie 16
I.6-Electrocardiogramme 16

I.7-Conclusion 17
Chapitre II : Intelligence Artificiel et Deep Learning. .....
II.1-Introduction 18
II.2-Intelligence artificielle 18
II.3-Machine Learning 19
II.3.1-Apprentissage supervisé 20
II.3.2-Apprentissage non supervisé 20
II.3.3-Apprentissage par renforcement 20
II.4-Deep Learning 21
II.4.1-Type d'apprentissage 22
II.4.1.1-Apprentissagesupervisé 22
II.4.1.2-Apprentissage non-supervisé 23
II.5-Les algorithmes populaires 23
II.5.1-Les Réseaux de neurones 23
II.5.1.1-Neurone biologique 23
II.5.1.2-Fonctionnement du neurone biologique 24
II.6-Réseaux neurones artificiels 25
II.6.1-Caractéristiques des Réseaux de Neurones Artificiels 26
II.6.2-Architecture des Réseaux de neurones 28
II.6.2.1-Réseaux à une couche (feed-forward) 28
II.6.2.2-Réseaux récurrents (feed-back) 30
II.6.2.3-Les Couches inclus dans l'architecture de MLP 30
II.7-Avantages et inconvénients des réseaux de neurones artificiels 31
II.8-Conclusion 31
Chapitre III : Classification et implémentation des Signaux PCG .....
III.1-Introduction 32
III.2-Présentation des logiciels utilisée dans le traitement des données 32
III.3-Base de données utilisée 35
III.3.1-Description de Base de donnée 36
III.3.2-Préparation de Base de donnée 37
III.3.2.1-Partition des Signaux 37
III.3.2.2-Distribution de la base de données 38
III.4-Pré-traitement 39
13caractéristiques 40
II.4.1-Extraction des caractéristiques (Features Extraction) 40
III.4.2-Décomposition 42
III.4.3-Remplissage des signaux 43

III.4.4-Enregistrement 43
III.5-Premier Modèle MLP Utiliser 44
III.5.1-Les méthodes d'optimisation utilisées 44
III.5.1.1-Validation croisée KFold 44
III.5.1.2-Callbacks Model Check Point 45
III.5.2- Architecture MLP de 1ér méthode 46
III.5.3-le perceptron multicouche première méthode 47
III.5.4-Résultats obtenus pour la 1ére méthode 48
III.5.4.1-Graphe de précision et d'erreur 48
III.5.4.2-Rapport de classification 49
III.5.4.3-Matrice de Confusion 49
III.6-Deuxième méthode de Pré traitement 52
III.6.1-Détection d'enveloppe par transformé d'Hilbert 53
III.6.2-Seuillage 54
III.6.3-Morphologie mathématique 55
III.7-Deuxième Modèle MLP utiliser 59
III.7.1-Architecture MLP de 2émé méthode 59
III.7.2-Multilayer precptron deuxième méthode 60
III.7.3-Résultats obtenus 60
III.7.3.1-Graphe de précision et d'erreur 60
III.7.3.2-Rapport de classification 61
III.7.3.3-Matrice de Confusion de 2émé méthode 61
III.8-Comparaison entre les deux méthodes 63
III.9-Résultats des tests expérimentaux 64
III.9.1-Load modèle 64
III.9.2-Préparation des signaux 64
III.9.3- Prédiction et classement des signaux 64
III.10 - Implémentation 66
III.10.1 - Raspberry Pi 66
III.10.2 - Raspberry Pi B+ 67
III.10.4 - Préparation des données 68
III.10.5 -Résultat d'Implémentation 68
III.11-Conclusion 70
Conclusion Générale 71
Bibliographies 72

Liste des Figures

Figure I. 1 : Le cœur se situe dans le médiastin antérieur. 3
Figure I. 2: Schéma en coupe du cœur. 4
Figure I. 3: La circulation sanguine. 5
Figure I. 4: les valves intra-cardiaques, (A) systole, (B) diastole. 6
Figure I. 5: Le tissu nodal [1]. 8
Figure I.6: Cycle cardiaque. 9
Figure I. 7: Représentation des cycles cardiaques PCG d'un sujet normal. 10
Figure I. 8: Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S3). 11
Figure I. 9: Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S4). 12
Figure I. 10: Illustration physiologique des sons S1, S2 et S3, Seulement la partie gauche du cœur est présentée. 12
Figure I. 11: Caractérisation schématique des différentes variétés des souffles que l'on peut rencontrer pendant la révolution cardiaque (B1et B2 correspondent à S1 et S2). 13
Figure I. 12: Représentation d'un cycle cardiaque contenant un rétrécissement mitral. 13
Figure I. 13: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique. 14
Figure I. 14: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Rétrécissement aortique de forte intensité. 14
Figure I. 15: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une régurgitation mitrale. 15
Figure I. 16: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Rétrécissement pulmonaire accompagné par un son ou souffle S3. 15
Figure I. 17: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Communication inter-ventriculaire. 16
Figure I. 18: Phonocardiographie cardio Sim IV [6]. 16
Figure I. 19: Représentation d'un cycle cardiaque superposé avec l'onde ECG correspondante. 17

Figure II. 1: les types d'apprentissages. 21
Figure II. 2: Les domaines de l'intelligence artificielle. 22
Figure II. 3: Apprentissage supervisé, le modèle est entraîné sur un couple d'entrées/étiquettes et il est ensuite utilisé pour prédire l'étiquette (classe) d'une entrée inconnue. 22
Figure II. 4:Apprentissage non-supervisé, le modèle regroupe tout seul les entrées sans connaitre leurs étiquettes. 23
Figure II. 5: Neurone biologique. 24
Figure II. 6: Circulation de l'information dans le neurone. 25
Figure II. 7: Unité de traitement unique. 25
Figure II. 8: Réseaux de neurones. 26
Figure II.9: Principe de calcul d'un neurone artificiel. 26
Figure II.10: Perceptron monocouche. 28
Figure II.11: Perceptron multicouche. 29
Figure II.12: Réseaux recurrents. 30
Figure II. 13: Opération d'abandon (Dropout). 31

Figure III. 1: MATLAB. 32
Figure III. 2: Python. 33
Figure III. 3: Anaconda. 33
Figure III. 4: Jupyter. 34
Figure III. 5: Tensorflow. 34
Figure III. 6: Keras. 35
Figure III. 7: SKearn. 35

Figure III. 8: Bibliothèque des sons cardiaques et des murmures. 36
Figure III. 9: Signal d'origine de PCG. 37
Figure III. 10: Signal d'origine de PCG après partition. 37
Figure III. 11: Distribution la Base de donnée. 38
Figure III. 12: Scatter Plot de la base de donnée. 39
Figure III. 13: Organigramme de traitement des données. 40
Figure III. 14: Décomposition des fichiers. 43
Figure III. 15: Remplissage des signaux. 43
Figure III. 16: Enregistrement sous forme csv. 43
Figure III. 17: Modèle MLP. 44

Figure III. 18: Méthode de validation croisée K-Fold. 45
Figure III. 19: Architecture MLP de la 1ère méthode. 46
Figure III. 20: Métriques de mesure. 48
Figure III. 21: (a) Graphe d'erreur (b) Graphe de précision. 48
Figure III. 22: le taux de précision de recall et de f1-score de chaque type. 49
Figure III. 23: Matrice de Confusion de 1ére méthode. 50
Figure III. 24: Split S1,S4 Gallop,S3 Gallop. 51
Figure III. 25: Early Systolic Murmur, Mid-Systolic Murmur. 51
Figure III. 26: Organigramme de Traitement des données. 53
Figure III. 27: Formes des éléments structurants : (a) plat, (b) linéaire, (c) triangulaire et (d) semi-circulaire [35]. 56
Figure III. 28: Le signal PCG, l'enveloppe de signal PCG ,seuillage d'enveloppe, ouverture d'enveloppe. 57
Figure III. 29: Les paramètres de diagnostic t_1, t_2, t_12, t_21 et t_T. 58
Figure III. 30: Décomposition des fichiers. 58
Figure III. 31: Remplissage des signaux. 59
Figure III. 32: Enregistrement sous forme csv. 59
Figure III. 33: Deuxième Architecture MLP. 60
Figure III. 34: (a) Graphe d'erreur (b)Graphe de précision. 60
Figure III. 35: le taux de précision de recall et de f1-score de chaque type. 61
Figure III. 36: Matrice de Confusion de 2éme méthode. 62
Figure III. 37: Early Systolic Murmur, Mid-Systolic Murmur. 63
Figure III. 38: Les étapes pour le test final de model MLP. 64
Figure III. 39: Matrice de confusion par numéro de classe utilisé. 65
Figure III. 40: Matrice de confusion de test final. 65
Figure III. 41: Raspberry Pi 3B. 67
Figure III. 42: Préparation des données (Raspberry). 68
Figure III. 43: Résultats de la prédiction d'un seul signal. 68
Figure III. 44: Résultats de la prédiction pour 28 cas au même temps. 69

Liste des Tableaux

Tableau I.1 : les propriété temporelle et fréquentielles des sons cardiaques S1, S2, S3 et S4.

Tableau II.1 : le résumé des trois types d'apprentissages.

Tableau II.2 : Les Différentes Fonction d'activation.

Tableau III.1 : liste des sons cardiaques de la base de données de Michigan.

Tableau III.2 : Partition des Signaux.

Tableau III.3 : extraction caractéristique dans le domaine temporel [30].

Tableau III.4 : extraction caractéristique dans le domaine fréquentiel [30].

Tableau III.5 : Définition des paramètres de diagnostic.

Tableau III.6 : comparatif de deux méthodes utilisées pour la classification multi classe.

Tableau III.7 : représentation de résultat de test final.

Tableau III.8: Caractéristiques du Raspberry Pi 3 B+

Tableau III.9: Résultats des implémentations

Liste des Abréviations

ANN	Artificial Neural Network
API	Application Programming Interface
ACC	Accuracy
ARM	Advanced RISC Machines
BN	Batch Normalization
CIV	Communication Inter-ventriculaire
CNT	Microsoft Cognitive ToolKit
CSV	Comma Separated Value(s)
ECG	Electrocardiogramme
ES	Elément Structurant
GPU	Graphics Processing Unit
GUI	Graphical User Interface
IA	L'insuffisance Aortique
IML	L'insuffisance Mitrale
IA	Intelligence Artificielle
MM	Morphologie Mathématique
MATLAB	MAtrix LABoratory
OS	Operating System
PCG	Phono-cardiogramme
PMC	Perceptron Monocouche
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
RELU	Rectified Linear Unit
RBF	Réseau Radiale Fonction
RBF	Réseau Radiale Fonction
RMS	Root Mean Square
SA	Systole Auriculaire
S1	Le premier Son
S2	Le deuxième Son
S3	Le troisième Son
S4	Le quatrième Son
SVM	Support Vector Machine

SD	Secure Digital
SoC	System on a Chip
SKlearn	Scikit-learn
TPU	Thermoplastic Polyurethane
TF	Temps-fréquence
MLP	Multi-Layer Perceptron

Introduction Générale

Introduction Générale

Les statistiques mondiales annoncent qu'un grand nombre de décès sont souvent causés par les maladies cardiaques. Par conséquent, la science cherche toujours à améliorer les inventions et à créer des solutions pour réduire ces maladies cardiaques. D'abord, la première analyse et détection d'un éventuel problème se font généralement à l'aide d'un outil simple, le stéthoscope. En effet, ce dernier permet d'écouter le cœur et de détecter d'éventuels bruits suspects, mais la pratique a montré qu'il est très complexe de reconnaître les différents bruits cardiaques détectables lors d'une auscultation. Cette complexité est essentiellement due à la multiplicité des bruits qui peuvent apparaître durant un cycle de battement cardiaque.

La phonocardiographie est le résultat de l'avancement des études pour visualiser et enregistrer les sons du cœur, connu sous le nom de phono-cardiogramme (PCG), représentant la courbe temporelle de ces sons qui est la source d'information pour un meilleur diagnostic cardiaque. Pour cette raison, cette problématique a attiré beaucoup d'intérêt et de nombreuses méthodes ont été proposées par différents chercheurs pour trouver des solutions. Généralement, ces méthodes sont développées en deux grandes étapes : la caractérisation du signal PCG et le module de classification.

Sur la base des défis précités, l'objectif de ce mémoire est la segmentation et la classification en utilisant MLP des signaux des sons cardiaques et leurs utilisations au diagnostic. Ce mémoire est organisé comme suit :

Le chapitre 1, fournit une description de cœur humain, tandis que la majeure partie du chapitre est consacrée au phono-cardiogramme, les informations nécessaires sur l'anatomie cardiaque, la source du signal PCG et les principales caractéristiques des bruits cardiaques.

Le chapitre 2 présente une description de l'intelligence artificiel et deep learning, basant sur les réseaux de neurones artificiels inspirés de processus biologiques produisent dans le cerveau humain et qui sont des systèmes calculatoires. Egalement un aperçu des concepts de base de la littérature sur les réseaux de neurones artificiels, leurs modèles mathématiques, leur architecture et leurs domaines d'application est présenté.

Le chapitre 3 présente une description et une validation des deux approches proposées pour classifier les signaux PCG. L'efficacité des méthodes proposées pour le diagnostic des maladies cardiaques est validée par l'analyse de signaux expérimentaux (base de données MECHEGAN), et des études comparatives entres les méthodes. La 1ère méthode est par utilisation des indicateurs scalaires et la 2ème méthode est par segmentation du son cardiaque

Les deux méthodes sont composées de deux étapes, la deuxième étape est commune entres les deux méthodes qui est la classification des signaux PCG basée sur l'algorithme MLP. Par contre la première étape représente le prétraitement de chaque méthode. La première méthode : est l'extraction des caractéristiques par utilisation des indicateurs scalaires, les caractéristiques utilisées sont du domaine temporel et du domaine fréquentiel ou du domaine. Egalement dans la deuxième méthode, les caractéristiques extraites sont spécifiques du signal PCG, 4 étapes principales impliquées dans la mise en œuvre de cette méthode, la transformé d'Hilbert, le seuillage, la morphologie mathématique et l'extraction des caractéristiques de diagnostique S1, S2. Enfin, nous terminons ce chapitre par une implémentation de notre modèle sur une carte Raspberry Pi 3B+.

.

Chapitre I : Le cœur humain et le phonocardiogramme.

I.1-Introduction

Un phono-cardiogramme (PCG) est un enregistrement des bruits et des souffles cardiaques. Il a été développé pour pallier les déficiences des propriétés acoustiques des stéthoscopes. Il peut enregistrer le temps et annoter les différentes intensités relatives des bruits cardiaques et des souffles. Par conséquent, il est essentiel de comprendre la fonction du cœur et la source de ce signal afin d'analyser et d'attribuer des diagnostics médicaux afin de fournir un traitement approprié aux patients. Pour atteindre les objectifs fixés, nous consacrons ce chapitre aux informations nécessaires sur l'anatomie cardiaque et la source de ce signal, suivies d'une brève description de la pathologie étudiée dans ce travail.

I.1.1-Le système cardio-vasculaire

Le système cardiovasculaire assure la circulation sanguine dans l'organisme et permet Ainsi, il fournit de l'oxygène et des nutriments. Il est divisé en deux parties : le cœur et deux types de faisceaux (artères et veines).

I.1.2-Le cœur humain

Le cœur, organe musculaire d'environ 250 grammes, situé dans la partie médiane de laçage thoracique (le médiastin) délimité latéralement par les deux poumons, en avant le sternum et en arrière par la colonne vertébrale (Figure. I.1).

Il Mesure entre 14 et 16 cm pour un diamètre de 12 à 14 cm chez l'adulte et d'un volume de50 à 60 cm^3, un peu plus gros chez l'homme que chez la femme [2].

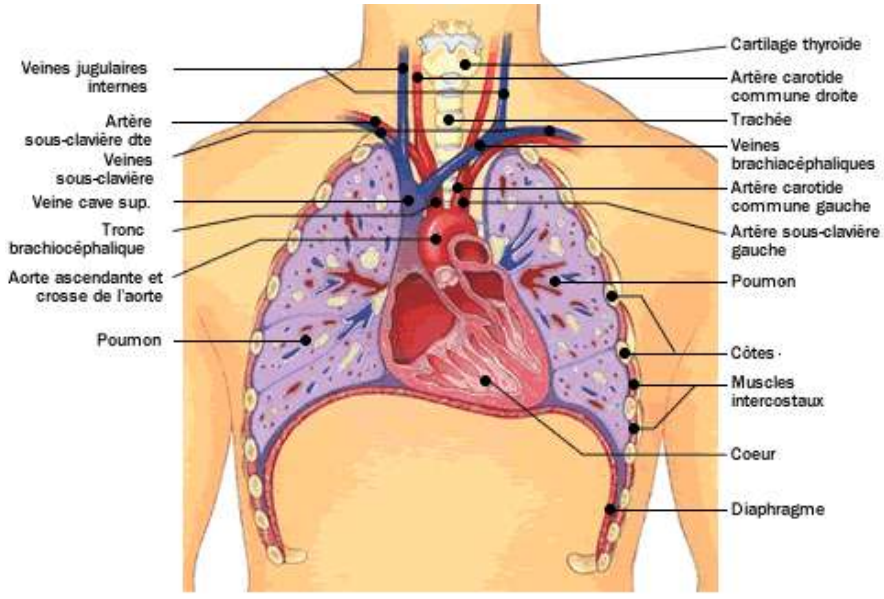


Figure I. 1 : Le cœur se situe dans le médiastin antérieur.

I.2-Le cœur

Le cœur est l'organe central du système cardiovasculaire et il fonctionne grâce à ses contractions autonomie. C'est le moteur du système circulatoire sanguin humain, le propulseur du sang oxygéné vers les organes, et est considéré comme une pompe naturelle.

I.2.1-Anatomie du cœur

Le cœur est un organe musculaire creux composé de trois couches distinctes (parois) allant de l'extérieur vers l'intérieur : le péricarde (enveloppe externe), le myocarde (muscle cardiaque) et l'endocarde qui tapisse le fond du cœur.

Il est composé de deux entités distinctes : le cœur droit et le cœur gauche.

Chaque cœur est composé d'un ventricule en bas et d'une oreillette en haut, séparés par des valves : tricuspide pour le cœur droit et mitral pour le cœur gauche. Le septum inter-auriculaire est le septum qui sépare les deux oreillettes, le septum inter ventriculaire est le septum qui sépare les deux ventricules. Il n'y a pas de connexion de tissu myocardique entre les oreillettes et les ventricules. Le passage du sang est unidirectionnel de l'oreillette au ventricule et ceci à travers les valves du cœur [2].

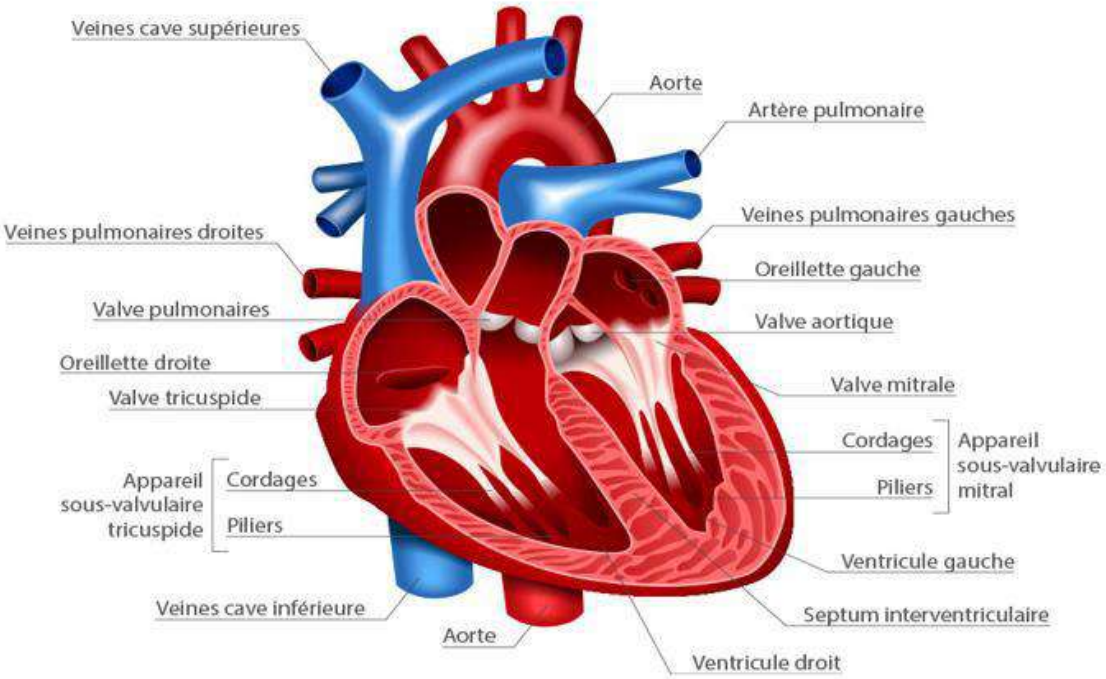


Figure I. 2: Schéma en coupe du cœur.

I.2.1.1-Le cœur droit

La partie droite du cœur (ventricule droit et oreillette droite) figure. I.2 est responsable de l'élimination du sang désoxygéné des organes du corps par les veines caves inférieure et supérieure ; elle le renvoie aux poumons, où il est ré oxygéné par l'artère pulmonaire [2].

I.2.1.2-Le cœur gauche

Le sang riche en oxygène pénètre dans l'oreillette gauche par les 04 veines pulmonaires et est ensuite pompé vers le ventricule gauche, qui le transporte à travers l'aorte vers les organes du corps. Comme toutes les parties du corps, le cœur lui Même a besoin de sang oxygéné pour ce faire, le ventricule gauche pompe le sang riche en oxygène dans les cellules cardiaques par les artères coronaires situées à la surface du cœur, ce qui diffuse le sang oxygéné dans toutes les parties du corps [2].

I.2.1.3-La circulation sanguine :

Le cœur est donc une double pompe qui agit sur le circuit sanguin pour faire circuler le sang dans l'organisme. Ce fluide est utilisé pour distribuer l'oxygène et les nutriments nécessaires aux processus vitaux dans tous les tissus du corps. Il y a 2 boucles : petite boucle et grande boucle. Les petits sont constitués du cœur, des poumons et des vaisseaux sanguins qui les relient. Son but est de convertir le sang contenant des déchets corporels afin qu'il puisse être réutilisé par les tissus. Les poumons sont responsables de cette "circulation". La circulation principale est constituée du cœur et de tout le corps (à l'exception des poumons). Il rince le corps avec du sang frais avant de ramener le sang vicié vers le cœur. Pour s'assurer que le sang est pompé dans la bonne direction, le cœur possède ses propres valves internes.

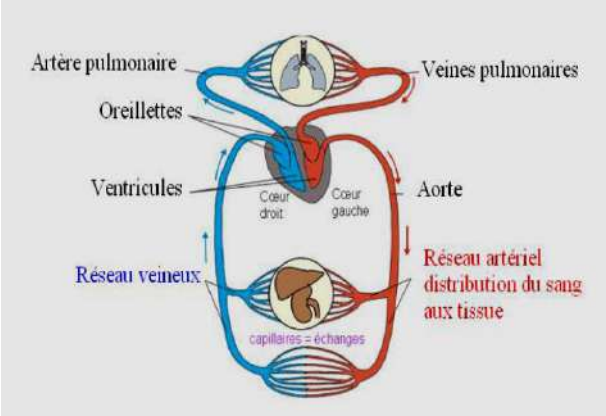


Figure I. 3: La circulation sanguine.

I.2.2-Les valves cardiaques

Les valves cardiaques (Figure I.4) jouent un rôle très important dans la circulation sanguine. Ces valvules, qui ne doivent jamais s'ouvrir en même temps, empêchent le reflux du sang, assurant une circulation à sens unique dans le cœur. Seul le ventricule possède ces deux types de valves. Le cœur est divisé en quatre chambres, deux oreillettes (gauche et droite) et deux ventricules (gauche et droit), entre l'oreillette droite et le ventricule droit se trouve la valve tricuspide, la communication entre l'oreillette gauche et le ventricule gauche est garantie par la valve mitrale, entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire se trouve la valve pulmonaire, et la valve aortique se situe entre le ventricule gauche et l'aorte [2].

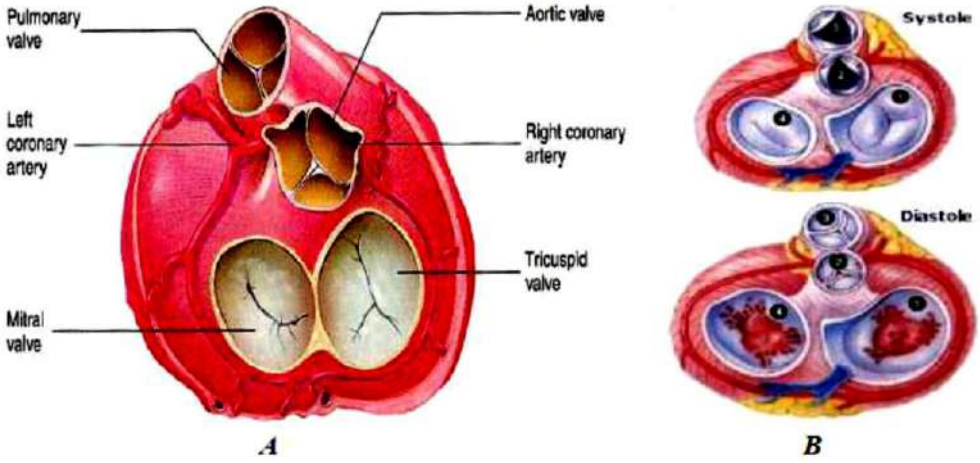


Figure I. 4: les valves intra-cardiaques, (A) systole, (B) diastole.

I.2.2.1-L'orifice tricuspide

Il se compose de trois valves formant un anneau, à savoir la valve septale, la valve antérieure et la valve postérieure. Chaque valvule est reliée à la paroi musculaire du ventricule (comme un « filet de parachute ») par un cordon qui se sépare près du bord de la valvule. Le rôle de la valve est d'empêcher le reflux du sang du ventricule vers l'oreillette sans affecter le passage du sang de l'oreillette vers le ventricule. L'orifice peut être affecté par une sténose ou une insuffisance telle qu'une rupture du cordon ombilical [2].

I.2.2.2-L'orifice pulmonaire

Il est situé au sommet de l'infundibulum pulmonaire. Il est équipé d'une vanne à trois sur le point. Chaque broche a la forme d'un "nid de pigeon" avec un nodule qui s'y rattache Fin libre. Cette configuration permet au sang de circuler facilement du ventricule vers l'artère

Poumons et empêcher le reflux du sang des artères vers les ventricules. Ces soupapes peuvent sont également rétrécis ou sous-dimensionnés [2].

I.2.2.3-L'orifice mitral

La cavité cardiaque gauche suit le même schéma général que les cavités cardiaques droit. Il existe des différences, dans lesquelles il convient de ne noter que l'orifice mitral n'est pas comprenant seulement deux valves, la paroi arrière de l'oreillette reçoit quatre veines les poumons ne contiennent aucun résidu valvulaire [2].

I.2.2.4-L'orifice aortique

Sa composition est similaire à la bouche du poumon, sauf que c'est là que naissent les artères. Les artères coronaires sont justes à l'extérieur du "nid de pigeon" de deux des trois cuspides. Entrée du ruisseau. Le sang dans ses artères coronaires se complète alors lors du reflux sanguin qui se produit la fermeture des cuspides [2].

I.2.3-La vascularisation du cœur

Le cœur est alimenté par deux artères [1] :

• **Artère coronaire droite** : naît du bord droit de l'origine de l'aorte.

• **Artère coronaire gauche** : naît du bord gauche de l'origine de l'aorte, traverse derrière le tronc pulmonaire. Il a rapidement donné une branche de rond-point.

L'artère coronaire gauche fournit plusieurs branches à l'oreillette gauche, la partie principale du ventricule gauche et la partie adjacente du ventricule droit. Le drainage veineux suit le même schéma.

I.2.4-L'activation électrique du cœur

Le cœur se contracte en raison du raccourcissement des cardiomyocytes lorsqu'ils se contractent très excité. Pour que cette excitation se produise correctement, le cœur a [1] :

- Un centre de commande ou "pacemaker" qui envoie automatiquement des messages à intervalles réguliers une bouffée d'excitation.
- Un système particulier : le tissu nodulaire, qui est un tissu électriquement conducteur propagation des ondes d'excitation à grande vitesse.
- Système de régulation extracardiaque : accélère le système nerveux sympathique.

Le rythme cardiaque et les nerfs parasympathiques ralentissent le rythme cardiaque

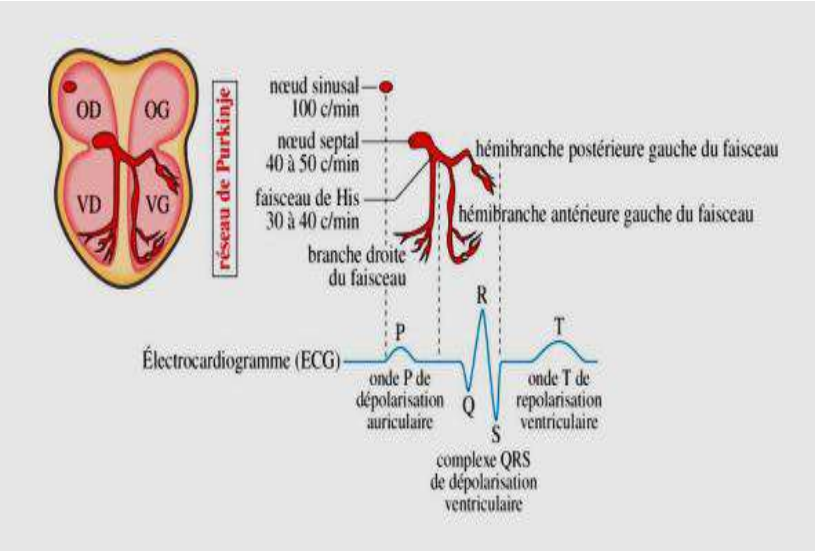


Figure I. 5: Le tissu nodal [1].

I.2.5-Le cycle cardiaque

Généralement, elle se caractérise par trois phases : la systole auriculaire, la phase systolique ventricule et diastole (Figure I.6). Le cœur agit comme une double pompe. Chaque moitié du cœur fonctionne séparément de l'autre moitié [3].

- **Le côté droit du cœur** : responsable du retour du sang pauvre en oxygène vers les poumons pour éliminer le dioxyde de carbone et ré oxygéner le sang. L'oreillette droite reçoit le sang veineux de la veine cave (la veine cave supérieure et inférieure). Après cela, le sang est pompé dans le ventricule droit (systole de l'oreillette droite) l'ouverture de la valve tricuspide. Lorsque le ventricule droit se contracte (contraction du ventricule droit) le sang pénètre dans l'artère pulmonaire et dans les poumons. Les artères pulmonaires sont les seules artères du corps qui transportent du sang faible oxygène [3].

- **Le côté gauche du cœur:** reçoit le sang frais oxygéné des poumons et le redistribue dans tout le corps. Le sang oxygéné pénètre dans l'oreillette gauche par les quatre veines pulmonaires. Ce sont les seules veines du corps qui transportent du sang oxygéné. Le sang est ensuite poussé dans le ventricule gauche (systole de l'oreillette gauche) et doit traverser la valve mitrale pour la remplir (diastole du ventricule gauche), contrôlant ainsi le débit. La paroi du ventricule gauche est triplée plus large que la paroi ventriculaire droite. L'épaisseur du myocarde L'énergie nécessaire au ventricule gauche pour pomper le sang de la tête aux pieds dans tout le corps (le ventricule gauche se contracte). Lorsque votre cœur se contracte, le sang est forcé à travers la valve aortique dans l'aorte, le plus grand vaisseau sanguin du corps, et

circule dans tout le corps à travers un réseau d'artères [3]. Cette fonction mécanique du cœur est le résultat d'une activation électrique Myocarde organisé. Pour assurer cette fonction de pompage, le myocarde est principalement composé de deux types de tissus : le tissu conducteur ou tissu nodulaire et le tissu myocardique contractile C. Par conséquent, la fonction des cellules musculaires se compose de trois étapes principales [3].

1. **Système d'excitation :** le nœud SA est responsable de cette excitation impliquée dans la propagation du potentiel d'action.
2. **Système de couplage excitation-contraction :** il convertit les signaux d'excitation électriques en signaux chimiques et active le troisième système.
3. **Système contractile :** c'est un moteur moléculaire.

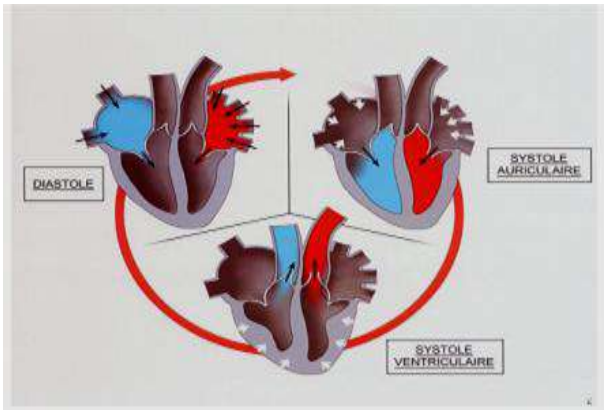


Figure I.6: Cycle cardiaque.

I.3-Phono-cardiogramme

Le phono-cardiogramme est un examen non invasif et très précieux qui doit être combiné avec auscultation il permet généralement de spécifier par une autre définition PCG C'est l'enregistrement des vibrations produites par les sons cardiaques dans la partie avant du thorax, il est donc possible d'enregistrer des sons normaux (S1, S2), avec des sons et une respiration ajoutée. PCG se compose de deux sons : un bruit cardiaque et un souffle cardiaque. Au cours d'un cycle cardiaque, jusqu'à quatre bruits cardiaques peuvent être détectés : S1, S2, S3 et S4. S1 et S2 étaient couramment observés chez tous les sujets (Figure I.7) [4].

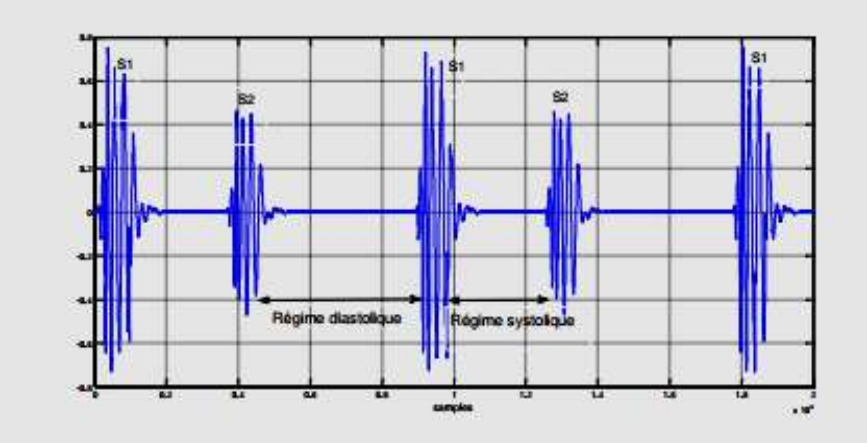


Figure I. 7: Représentation des cycles cardiaques PCG d'un sujet normal.

I.4-Les sons et les souffles cardiovasculaires

En général, les fonctions du système cardiovasculaire sont résumées en deux Phénomène Basé sur la mécanique de la systole cardiaque, l'ouverture et la fermeture des valves auriculo-ventriculaire et sigmoïde, le second phénomène correspond acoustiquement au son produit lors du premier phénomène. L'exagération ou l'élimination de ces sons est considérée comme pathologique (augmentation du bruit et des murmures).

I.4.1-Les sons cardiaques

I.4.1.1-Le premier son (S1)

Le son S1 correspondant au début de la systole ventriculaire est dû à la fermeture des valves auriculo-ventriculaires qui a lieu lorsque la pression intra ventriculaire devient supérieure à la pression intra-auriculaire. Ce premier son est fait de deux composantes :

La composante mitrale (M1) qui précède la composante tricuspide (T1). Il est caractérisé par son amplitude forte et sa durée longue (100-200ms) par rapport aux autres sons (S2, S3, S4), son spectre de fréquence se situe principalement entre 10-200 Hz. L'ouverture des valves sigmoïdes est inaudible [5-4].

I.4.1.2-Le deuxième son (S2)

Le son S2 marque la fin de la systole ventriculaire et signifiant le début de la diastole est dû à la fermeture des valves sigmoïdes qui a lieu lorsque la pression ventriculaire devient inferieure à la pression artérielle au-dessus des sigmoïdes. Ce deuxième bruit est fait de deux composantes : la composante aortique (A2) précédant la composante pulmonaire (P2).S2 a une

durée minimale de 80 ms, sa durée est courte si comparé à celle de S1 du fait de la forme semi-lunaire des valves aortique et pulmonaire qui se ferme rapidement. Les composants de fréquence de S2 sont généralement plus élevés que ceux du S1 et son spectre se situe principalement entre 50-250Hz [5-4].

I.4.1.3-L'ouverture de la mitrale

À lieu lorsque la pression intra-ventriculaire devient inferieure à la pression auriculaire normalement elle est inaudible [3].

I.4.1.4-Le troisième son (S3)

Correspond à la fin du remplissage rapide du ventricule, il se produit 0.15second après la composante aortique du deuxième son. C'est un signal de faible fréquence et faible intensité qui peut être entendu au début de la phase diastolique (juste après S2), S3 est considéré normal pour les enfants et l'adulte comme il peut être signe de maladie chez les vieux [5-4].

I.4.1.5-Le quatrième son (S4)

Correspond à la systole auriculaire ou phase de remplissage actif du ventricule, normalement inaudible de faible fréquence et faible intensité, se produit à la fin du régime diastolique (juste avant S1). S3 et S4 accompagnent souvent d'autres maladies cardiaques congénitales [5-4].

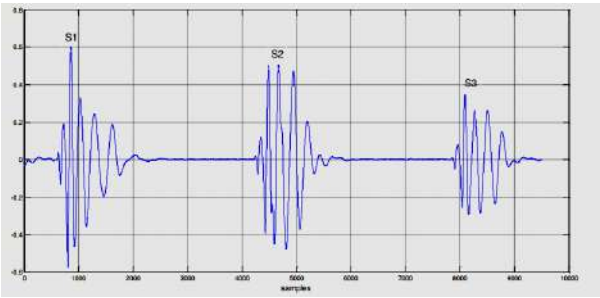


Figure I. 8: Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S3).

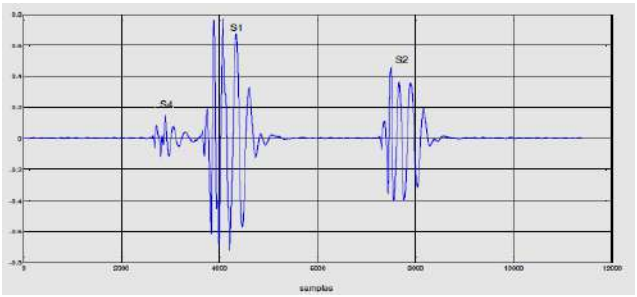


Figure I. 9: Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S4).

Tableau I.1: les propriétés temporelles et fréquentielles des sons cardiaques S1, S2, S3 etS4.

Sons	Durée [ms]	Bande [Hz]
S1	100-150	10-140
S2	70-140	10-400
S3	40-80	15-60
S4	30-60	15-45

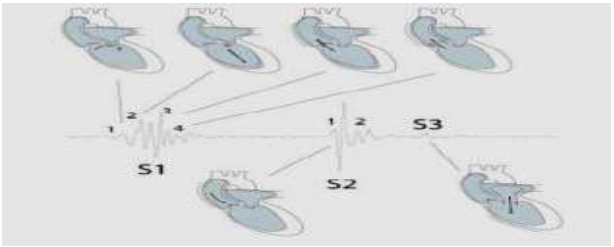


Figure I. 10: Illustration physiologique des sons S1, S2 et S3, Seulement la partie gauche du cœur est présentée.

I.4.2-Les souffles cardiaques

Un souffle est un phénomène sonore d'une durée plus longue et doux que celle d'un bruit, il est produit par l'écoulement du sang d'une zone de haute pression vers une zone de basse pression à travers d'un orifice rétréci, Selon la position des souffles dans le cycle cardiaque on distingue [3].

A. Souffles systoliques : se produisent entre S1 et S2 et sont classés comme début, milieu ou fin systolique ou holosystolique (occupant tout la systole)

B. Souffles diastoliques : se produisent entre S2 et S1 et sont classés comme début, milieu ou fin de diastole. Parmi les différents souffles systoliques en peut citer : Le souffle du rétrécissement valvulaire aortique, le souffle de rétrécissement valvulaire pulmonaire, Le souffle d'insuffisance mitrale, le souffle d'insuffisance tricuspidienne, le souffle de la

communication inter ventriculaire, et pour les souffles diastoliques en peut citer : Le souffle d'insuffisance valvulaire aortique, rétrécissement mitral, rétrécissement tricuspidienne.

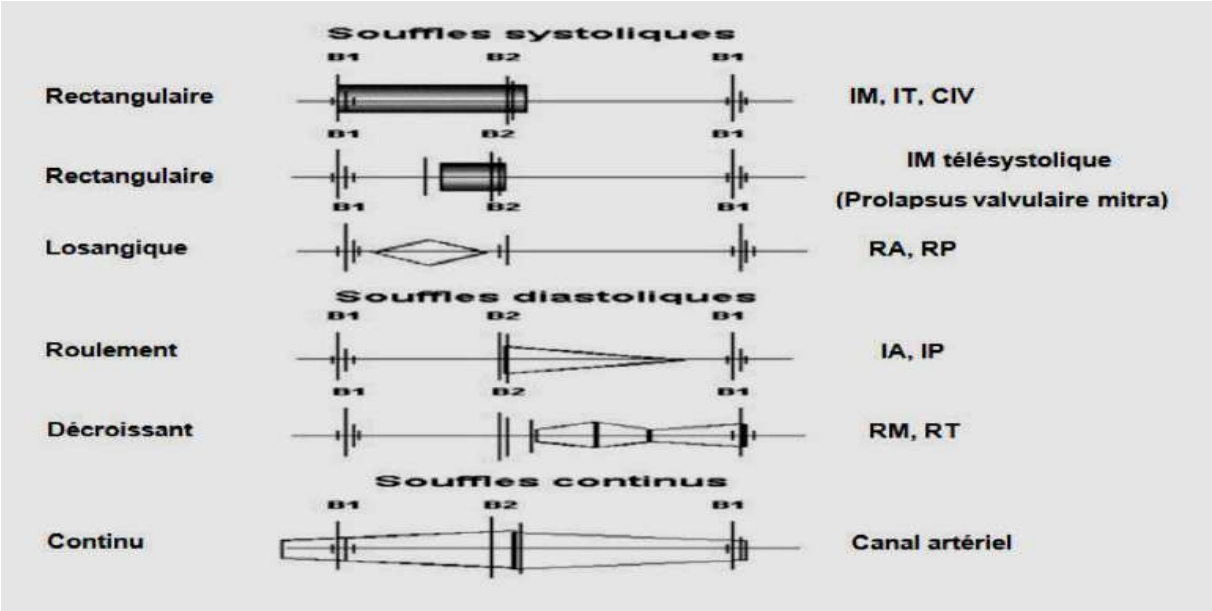


Figure I. 11: Caractérisation schématique des différentes variétés des souffles que l'on peut rencontrer pendant la révolution cardiaque (B1et B2 correspondent à S1 et S2).

I.4.2.1-Les souffles diastoliques

I.4.2.1.1-Rétrécissement mitral

Le rétrécissement mitral réalise un obstacle au remplissage diastolique du ventricule gauche avec réduction de l'orifice mitral fonctionnelle (surface mitrale inférieure à 2.5 cm2.).

Le passage de sang à travers cette valve rétrécie va produire un souffle diastolique bien entendu autour de la région mitrale [5].

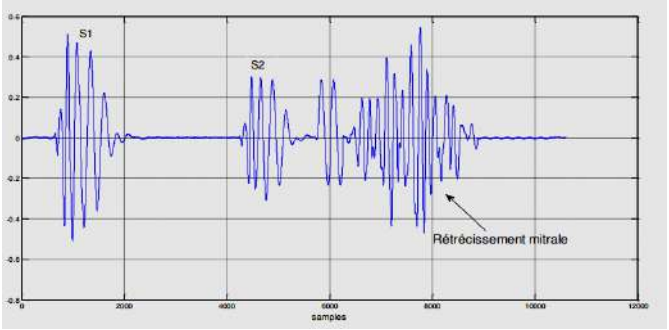


Figure I. 12: Représentation d'un cycle cardiaque contenant un rétrécissement mitral.

I.4.2.1.2-Insuffisance aortique

L'insuffisance aortique "IA" se caractérise par un reflux anormal (régurgitation) du sang de l'aorte dans le ventricule gauche pendant la diastole survient lorsque la valve aortique du cœur ne se ferme pas complètement [5].

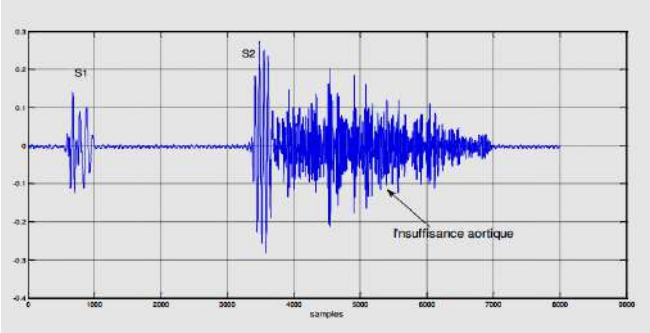


Figure I. 13: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique.

I.4.2.2-Les souffles systoliques

I.4.2.2.1-Rétrécissement aortique

C'est la réduction de la surface de l'orifice aortique (normalement de 3 cm2) qui fait obstacle à l'éjection de sang du ventricule gauche aux différents organes pendant la systole [5].

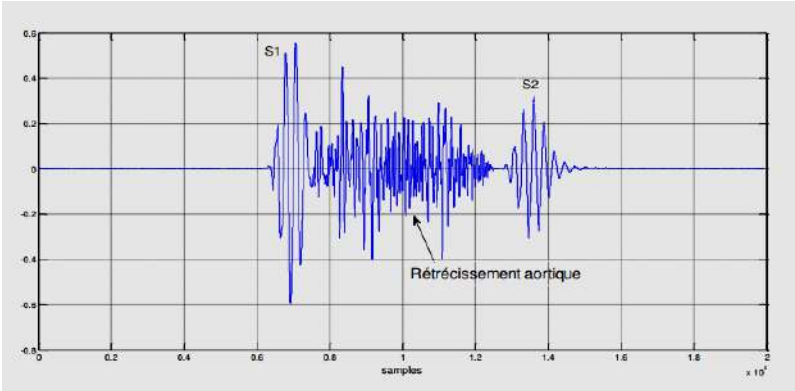


Figure I. 14: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Rétrécissement aortique de forte intensité.

I.4.2.2.2-Insuffisance mitrale

L'insuffisance mitrale "I.M" est caractérisée par le reflux systolique du sang du ventricule gauche vers l'oreillette gauche du fait de la perte d'étanchéité de la valve mitrale. La conséquence sera une surcharge volumétrique du ventricule gauche et une augmentation dépressions dans l'oreillette gauche et dans la circulation pulmonaire [5].

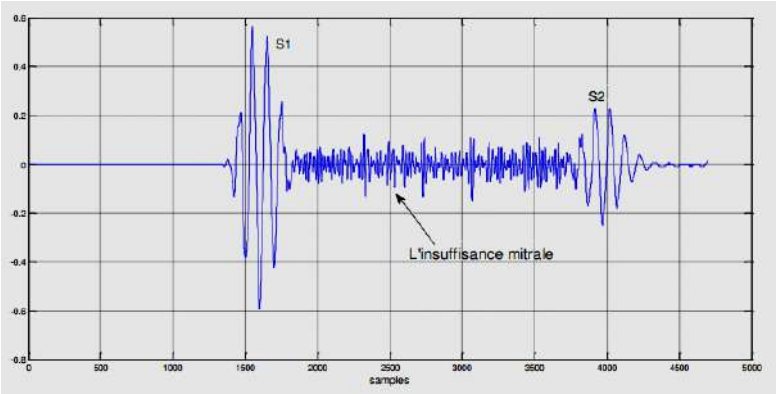


Figure I. 15: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une régurgitation mitrale.

I.4.2.2.3-Rétrécissement pulmonaire

La valvule pulmonaire (qui permet au sang de circuler du ventricule (cavité inférieure) droit du cœur vers les poumons) devient rétrécie. Par conséquent, le ventricule droit doit pomper plus fort que la normale pour surmonter cet obstacle. Cela peut causer une surcharge du ventricule droit et provoquer une augmentation de son volume [5].

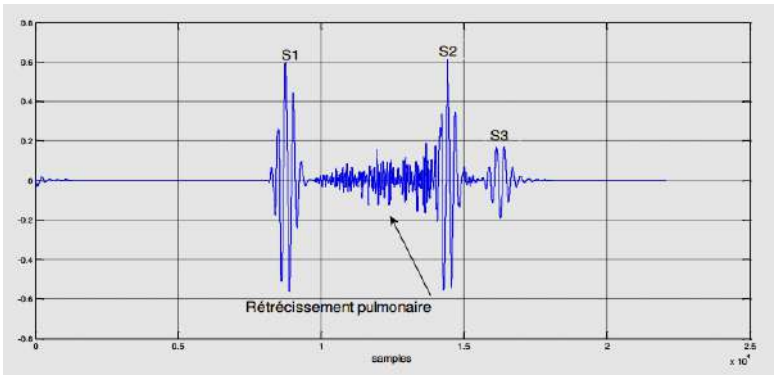


Figure I. 16: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Rétrécissement pulmonaire accompagné par un son ou souffle S3.

I.4.2.2.4-Communication inter-ventriculaire

La communication inter-ventriculaire (CIV) est la malformation cardiaque congénitale la plus fréquente et représenterait près de 40 % de l'ensemble des cardiopathies congénitales chez l'homme. Dans le cœur normal, la cloison qui sépare les ventricules droit et gauche, dénommée « septum inter-ventriculaire », est totalement hermétique. Une CIV correspond à la présence d'un orifice plus ou moins large dans cette cloison, permettant un passage direct du sang d'un ventricule vers l'autre. Les conséquences de cette malformation dépendent essentiellement de la taille de la communication. L'évolution d'une CIV dépend de sa localisation sur le septum, certaines étant susceptibles de se fermer spontanément dans les mois ou années suivant la

naissance à L'auscultation cardiaque on note un souffle systolique diffus (en rayons de roue) dont l'intensité est inversement proportionnelle à la taille de la communication. L'intensité du souffle reflète donc absolument pas la gravité de la CIV [5].

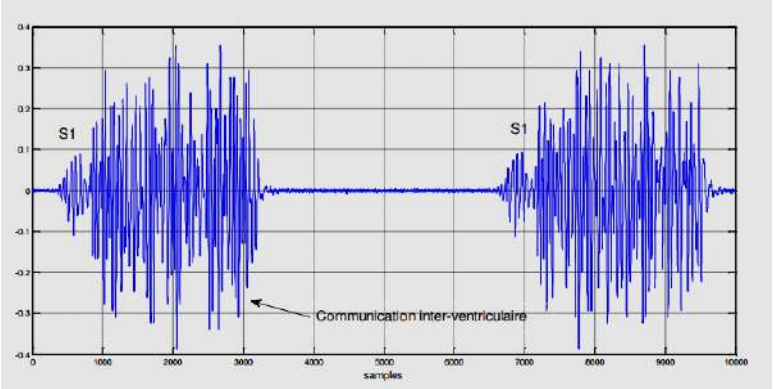


Figure I. 17: Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Communication inter-ventriculaire.

I.5-La phonocardiographie

La Phonocardiographie (PCG) est un appareil qui obtient des enregistrements de sons cardio-vasculaire, grâce à une technique de traçage des bruits du cœur au moyen de stéthoscope (un microphone qui se place sur la partie cardiaque et serve à l'auscultation des sons propre le cœur et les poumons). Les enregistrements de sons sont évalués, sur l'écran de papier(PCG) ou d'un ordinateur (simulation) [4].



Figure I. 18: Phonocardiographie cardio Sim IV [6].

I.6-Electrocardiogramme

Le PCG est synchronisé avec l'ECG et peut être entendu avec un stéthoscope. Elle La composante S1 commence à la fin du pic ECG R, tandis que la composante S2 commence à la fin du pic ECG R. Onde T ECG. Les magnitudes de S1 et S2 dépendent du lieu, du sexe et de

l'âge. Patient. Un électrocardiogramme est un graphique tracé par un appareil électronique appelé électrocardiographe Mesurer et enregistrer l'activité électrique cardiaque, y compris les détails des traces dépendent principalement du nombre d'électrodes appliquées sur le corps pour mesurer son Potentiel, le tracé ECG est constitué de plusieurs ondes successives appelées P, Q, R ; S, T [7].

- L'onde(P) qui représente l'excitation électrique (dépolarisation) de l'atrium qui correspond à la contraction des atriums (droit et gauche).
- Les complexes QRS représentent la dépolarisation ventriculaire, ce qui indique une contraction Le ventricule, dont l'onde (Q) indique le début d'un état systolique.
- L'onde (T) indique la repolarisation des ventricules en indiquant ainsi la fin du régime systolique (le début du régime diastolique après une certaines petites durées).

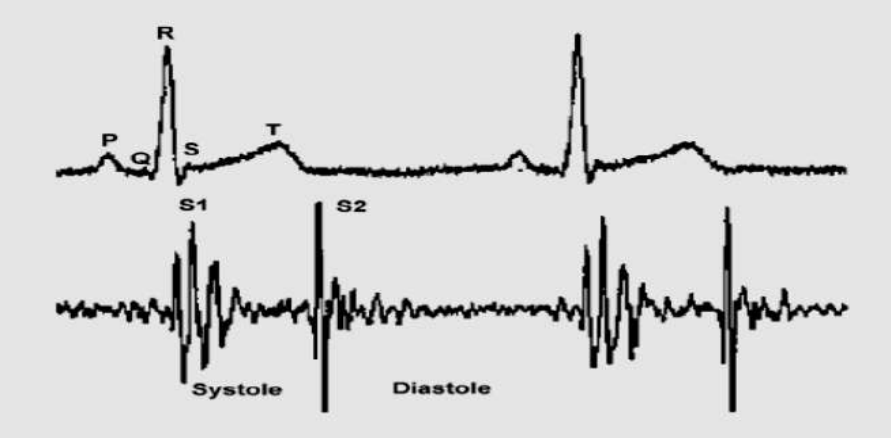


Figure I. 19: Représentation d'un cycle cardiaque superposé avec l'onde ECG correspondante.

I.7-Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons l'anatomie et la physiologie du cœur de manière globale et graphiques. Les principales caractéristiques des bruits cardiaques, diverses maladies cardiaques (systolique et insuffisance cardiaque) et leurs enregistrements représentatifs sont également présentés graphiqueme.

Chapitre II : Intelligence Artificiel et Deep Learning.

II.1-Introduction

La recherche sur les machines intelligentes et les neurosciences est un domaine très actif, tout comme l'intelligence artificielle. L'intelligence artificielle réglemente plusieurs sous-disciplines telles que l'apprentissage automatique et les réseaux de neurones. L'apprentissage automatique a parcouru un long chemin au cours des deux dernières décennies. Ceci est important pour résoudre des problèmes scientifiques et techniques fondamentaux ; il est produit et utilisé dans de nombreuses applications. Le but de ce chapitre est de donner un aperçu des concepts de base de la littérature sur les réseaux de neurones artificiels, leurs modèles mathématiques, leur architecture et leurs domaines d'application.

II.2-Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est une vaste branche de l'informatique qui s'intéresse à la construction de machines intelligentes programmées pour penser comme des humains et imiter leur comportement. Le terme peut également être appliqué à toute machine qui présente des caractéristiques pertinentes pour l'esprit humain, telles que l'apprentissage et la résolution de problèmes, le raisonnement, la recherche de sens, la généralisation ou l'apprentissage de l'expérience passée. Par exemple, découvrir des preuves de théorèmes mathématiques ou jouer aux échecs avec une grande habileté [8].

Cependant, malgré l'augmentation de la vitesse de traitement informatique et de la capacité de mémoire, il n'existe toujours pas de programme capable d'égaler la flexibilité humaine dans des domaines plus vastes ou des tâches nécessitant beaucoup de connaissances quotidiennes. D'autre part, certains programmes ont atteint le niveau d'experts humains et de professionnels dans l'exécution de certaines tâches spécifiques, de sorte que ce type d'intelligence artificielle étroite peut être trouvé dans diverses applications telles que le diagnostic médical, les moteurs de recherche informatiques, la parole ou la parole. Reconnaissance de l'écriture manuscrite [9].

L'IA est une science interdisciplinaire aux approches multiples, mais les progrès de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage en profondeur entraînent un changement de paradigme dans presque tous les domaines de l'industrie technologique. L'IA comprend désormais de nombreux sous-domaines, utilisant une variété de techniques, telles que [10].

Réseaux neuronaux – par ex. modélisation du cerveau, prédiction de séries temporelles, classification.

- Calcul évolutif – par ex. algorithmes génétiques, programmation génétique.
- Vision – par ex. reconnaissance d'objets, compréhension d'images.
- Robotique – par ex. contrôle intelligent, exploration autonome.
- Systèmes experts – par ex. systèmes d'aide à la décision, systèmes d'enseignement.
- Traitement de la parole– par ex. reconnaissance et production de la parole.
- Traitement du langage naturel – par ex. traduction automatique.
- Planification – par ex. planification, jeu.
- Apprentissage automatique – par ex. apprentissage de l'arbre de décision, apprentissage de l'espace des versions.

II.3-Machine Learning

L'apprentissage automatique est un domaine d'étude en informatique qui traite des méthodes d'identification et de mise en œuvre de systèmes et d'algorithmes dont les ordinateurs peuvent apprendre, et est souvent associé à l'intelligence artificielle, et plus spécifiquement à l'intelligence computationnelle.

L'intelligence computationnelle est une méthode d'analyse de données qui pointe vers la création automatique de modèles analytiques. En d'autres termes, permettre aux ordinateurs de développer des concepts, d'évaluer, de prendre des décisions et de prédire les choix futurs [11]. L'ensemble du processus d'apprentissage nécessite un ensemble de données comme suit :

- **Ensemble de données pour l'entrainement :** c'est la base de connaissance utilisée pour entrainer, notre l'algorithme d'apprentissage, pendant cette phase, les paramètres du modèle peuvent être réglés (ajustés) en fonction des performances obtenues.
- **Ensemble de données pour le test :** cela est utilisé juste pour évaluer les performances du modèle sur les données non vues.

La théorie de l'apprentissage utilise des outils mathématiques dérivés de la théorie des probabilités et de la théorie de l'information.

Cela vous permet d'évaluer l'optimalité de certaines méthodes par rapport à d'autres.

On peut citer trois types d'algorithme d'apprentissage automatique :

- Apprentissage supervisé.
- Apprentissage non supervisé.
- Apprentissage par renforcement.

II.3.1-Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, l'objectif est de déduire une fonction ou un mappage à partir de données d'apprentissage étiquetées. Les données d'apprentissage cohérentes en un vecteur d'entrée X et un vecteur de sortie Y d'étiquettes ou de balises. Une étiquette ou une balise du vecteur Y est l'explication de son exemple d'entrée respectif du vecteur d'entrée X. Ensemble, ils forment un exemple d'apprentissage. En d'autres termes, les données d'apprentissage contiennent des exemples d'apprentissage. Si l'étiquetage n'existe pas pour le vecteur d'entrée X, alors X est une donnée non étiquetée.

Pourquoi un tel apprentissage est-il appelé apprentissage supervisé ? Le vecteur de sortie Y est constitué d'apprentissage présent dans les données d'apprentissage. Ces étiquettes pour le vecteur de sortie sont fournies par le superviseur. Souvent, ces superviseurs sont des humains, mais des machines peuvent également être utilisées pour un tel avertissement. Les jugements humains sont plus chers que les machines, mais le taux d'erreur humaine plus élevé dans les données étiquetées par les machines responsables de la supériorité des jugements.

Les données étiquetées manuellement sont une ressource précieuse et fiable pour l'apprentissage supervisé. Cependant, dans certains cas, les machines peuvent être utilisées pour un étiquetage fiable [12].

II.3.2-Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, nous manquons de superviseurs ou de données de formation. En d'autres termes, tout ce que nous avons, ce sont des données non étiquetées. L'idée est de trouver une structure cachée dans ces données. Là il peut y avoir un certain nombre de raisons pour lesquelles les données n'ont pas d'étiquette. Cela peut être dû à une indisponibilité des fonds pour payer l'étiquetage manuel ou la nature inhérente des données elles-mêmes. Avec de nombreux dispositifs de collecte de données, les données sont désormais fournies à un rythme sans précédent. La variété, la vitesse et le volume sont les dimensions dans lesquelles le Big Data est vu et jugé. Obtenir quelque chose de ces données sans le superviseur est important. C'est le défi pour le praticien de l'apprentissage automatique d'aujourd'hui [12].

II.3.3-Apprentissage par renforcement

La méthode d'apprentissage par renforcement vise à utiliser les observations recueillies à partir de l'interaction avec l'environnement pour prendre des mesures qui maximiseraient la

récompense ou minimiseraient le risque. Afin de produire des programmes intelligents (également appelés agents), l'apprentissage par renforcement passe par les étapes suivantes :

- L'état d'entrée est observé par l'agent.
- La fonction de prise de décision est utilisée pour que l'agent effectue une action.
- Une fois l'action effectuée, l'agent reçoit une récompense ou un renforcement de l'environnement.
- Les informations sur la paire état-action concernant la récompense sont stockées.

En utilisant les informations stockées, les politiques pour une condition peuvent être ajustées en fonction des actions pour fournir à notre agent (réseaux) un aide à la décision optimale [12].

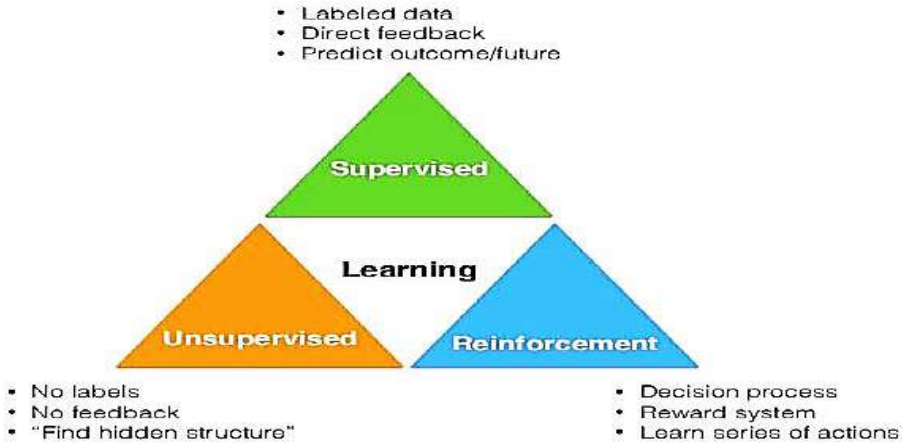


Figure II. 1: les types d'apprentissages.

Le tableau suivant résume les trois types d'apprentissage avec les problèmes connexes à Résoudre :

Tableau II.1: Les différents types d'apprentissages**.**

Apprentissage supervisé	Apprentissage non supervisé	Apprentissage par renforcement
• Classification • Régression	• Clustering • Segmentation • Réduction de dimension	• Processus de décision • Système de recommandation

Le Deep Learning est un sous-domaine de Machine Learning, qui est, à son tour, un sous-domaine de l'intelligence artificielle (Figure II.2), l'objectif principal de l'intelligence

artificielle et de fournir un ensemble d'algorithmes et de techniques qui peuvent être utilisés pour résoudre les problèmes que les humains exécutent intuitivement et presque automatiquement [13].

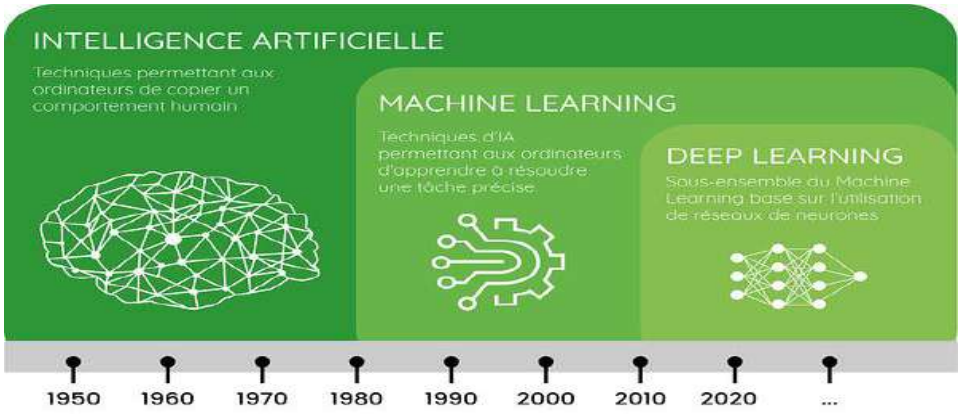


Figure II. 2: Les domaines de l'intelligence artificielle.

II.4.1-Type d'apprentissage

Les algorithmes de Deep Learning se répartissent en deux types principaux, apprentissage supervisé et apprentissage non-supervisé [13].

II.4.1.1-Apprentissagesupervisé

Pour ce type d'apprentissage, l'algorithme de Deep Learning reçoit à la fois un ensemble d'entrées et leurs sorties. Il essaie ensuite d'apprendre des modèles qui peuvent être utilisés pour associer automatiquement le point de données d'entrées sur leur sortie cible correcte **(**Figure II.3).

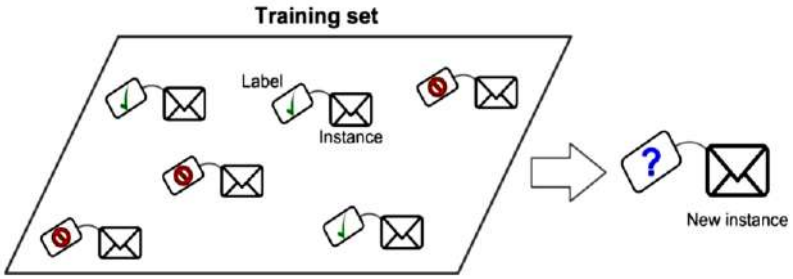


Figure II. 3: Apprentissage supervisé, le modèle est entraîné sur un couple d'entrées/étiquettes et il est ensuite utilisé pour prédire l'étiquette (classe) d'une entrée inconnue.

L'apprentissage supervisé est comme un enseignant qui vous regarde passer un examen. Compte tenu de vos connaissances antérieures, vous ferez de votre mieux pour choisir la bonne réponse

pour votre test. Cependant, si vous vous trompez, votre professeur vous guidera vers une meilleure estimation la prochaine fois.

II.4.1.2-Apprentissage non-supervisé

Dans le cas de l'apprentissage non supervisé, les algorithmes d'apprentissage en profondeur tentent de découvrir automatiquement les caractéristiques discriminantes sans nécessiter aucune entrée (Figure II.4). Dans ce cas, les élèves essaient de regrouper des questions et des réponses similaires, même s'ils ne connaissent pas la bonne réponse et que l'enseignant n'est pas là pour lui fournir la vraie réponse.

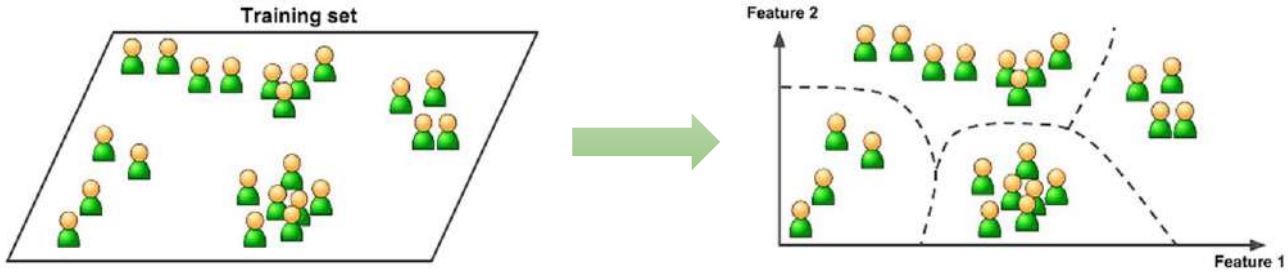


Figure II.4: Apprentissage non-supervisé, le modèle regroupe tout seul les entrées sans connaitre leurs étiquettes.

II.5-Les algorithmes populaires

Parmi les algorithmes de l'intelligence artificielle courants on peut citer : Randomforest, SVM et Réseaux de neurones. Dans ce que suit nous détaillons les réseaux de neurones.

II.5.1-Les Réseaux de neurones

II.5.1.1-Neurone biologique

Définition : Le cerveau humain contient un grand nombre de neurones (environ 100 milliards) qui sont fortement interconnectés (environ 1015 connexions) [14, 15] pour former des réseaux de neurones. Les neurones sont des cellules du système nerveux spécialisées dans la communication.et le traitement de l'information, le terme neurone a été introduit par Waldeyer en 1881.

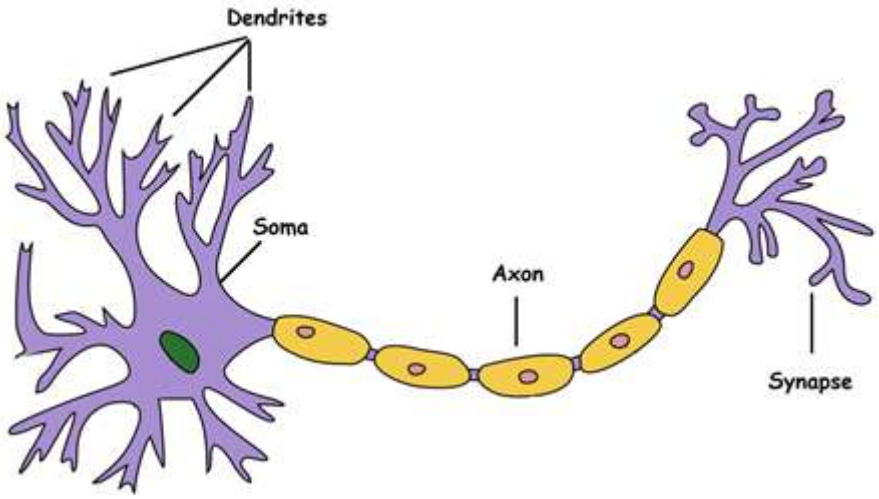


Figure II. 5: Neurone biologique.

- **Corps Cellulaire** : Souvent appelé " Le Soma" effectue la somme des informations qui lui parviennent, il traite ces mêmes informations et renvoie le résultat sous forme de signaux électriques vers les autres neurones à travers l'axone.
- **Axone** : C'est un long prolongement fibreux du neurone, il fait la liaison entre les neurones et leur conduit l'influx nerveux.
- **Dendrite** : Joue le rôle de capteur, car il reçoit les informations venant de l'extérieur vers le corps cellulaire. Certaines dendrites peuvent avoir un effet moteur favorisant la transmission d'une information dans l'axone, d'autres au contraire ont un effet inhibiteur qui bloque la transmission de l'influx dans l'axone.
- **Synapses** : c'est une zone située entre deux neurones (cellules nerveuses) et assurant la transmission des informations de l'une à l'autre.
- **Influx Nerveux** : c'est une activité électrique qui parcourt les axones sous la forme d'une séquence de potentiel d'action, provocant la libération des neurotransmetteurs au niveau des synapses. Ces potentiels d'action sont générés par des échanges d'ions entre l'intérieur et l'extérieur des neurones. La vitesse de propagation de l'influx nerveux est de100m/s.

II.5.1.2-Fonctionnement du neurone biologique

Les dendrites reçoivent des informations d'autres neurones sous forme de signaux électriques (influx nerveux), qui seront envoyés au corps cellulaire (Soma), plus précisément au noyau, ce qui fera que la somme des impulsions atteignant la dendrite affectera la sou-appelés poids en même temps" Poids Synaptiques".

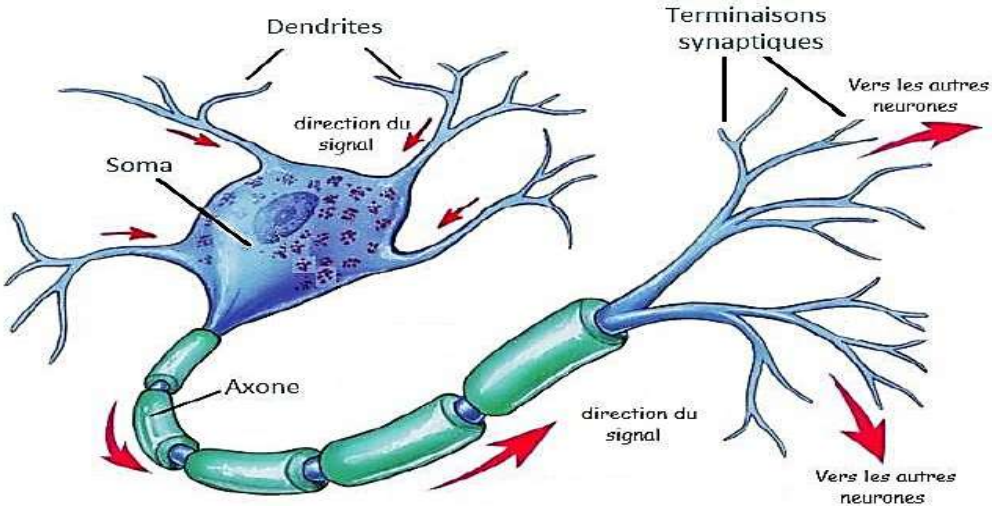


Figure II. 6: Circulation de l'information dans le neurone.

Le résultat se propage le long de l'axone jusqu'au terminal synaptique lorsque le signal arrive, la vésicule synaptique fusionne avec la membrane cellulaire libérer des neurotransmetteurs.

II.6-Réseaux neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont une nouvelle technologie informatique : ils sont Plusieurs monoprocesseurs parallèles, fortement intégrés par un réseau de connexions qui créent un modèle informatique distribué.

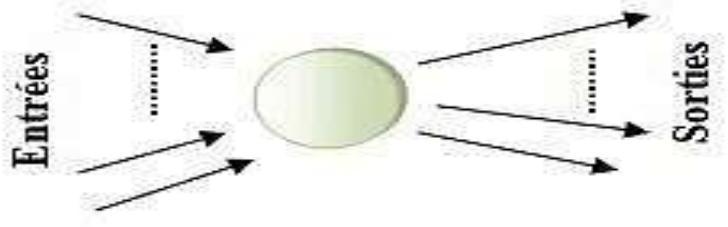


Figure II. 7: Unité de traitement unique.

A ce titre, leur architecture était très innovante dans les années 50, lorsqu'ils sont nés avec une structure très similaire au cerveau de nombreux neurones sont étroitement connectés par des synapses, à travers lesquelles le calcul voyage en parallèle dans le cortex cérébral. Cela permet d'acquérir de nouvelles propriétés trouver des solutions à des problèmes complexes en temps réel, auto-apprentissage, résistance aux échecs et erreurs,etc [16] [17].

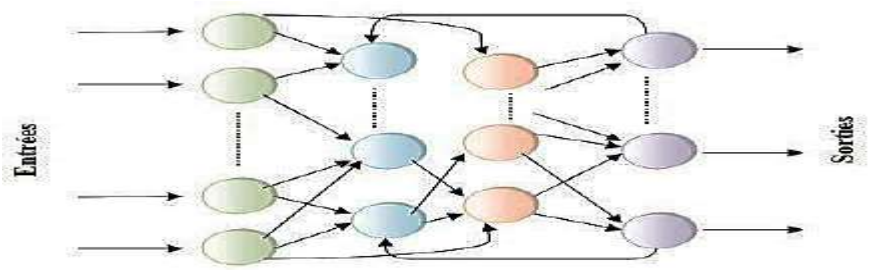


Figure II. 8: Réseaux de neurones.

II.6.1-Caractéristiques des Réseaux de Neurones Artificiels

- **Présentation** : Les réseaux de neurones artificiels sont donc des modèles inspirés du fonctionnement du cerveau humain, dont le but est de concevoir des machines capables non pas d'imiter, mais aussi proches que possible des comportements intelligents humains utilisables. Le concept "d'intelligence artificielle".
- **Les Entrées**: chaque neurone a plusieurs entrées, on note $\mathbf{E_i}(1 \leq i \leq n)$ entrée du réseau, où n : le nombre de neurones d'entrée ; nous En attribuant des poids ωi , on ajoute un coefficient dit de "biais" ω0 en supposant associé à l'entrée E0 = 1, puis L'information parvenant au neurone est le produit $\boldsymbol{w_{i\times\ E_i}}$

  Le neurone va calculer la somme: $\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{w_{i\times\ E_i}}$ (II .1)

  ce sera le potentiel du neurone, la sortie sera générée par la fonction d'activation, qui sera très importante car elle déterminera le fonctionnement de le réseau par la suit le fonctionnement du réseau.
- **Le Perceptron :** c'est une cellule dans le réseau neurone artificiel. Chaque neurone calcul sa sortie comme une somme pondérée des entrées, décalée d'un biais et suivie d'une fonction d'activation comme (la figure II.9) [38].

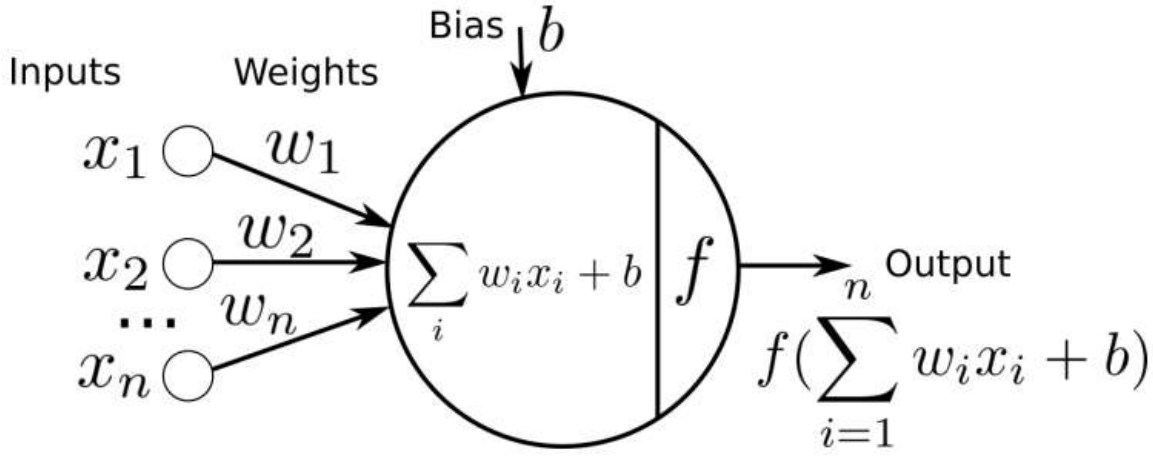
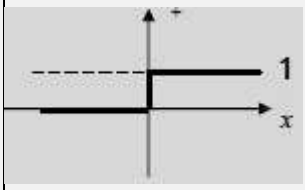
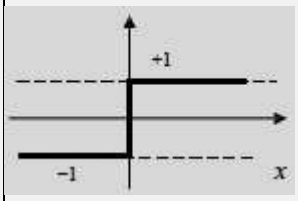
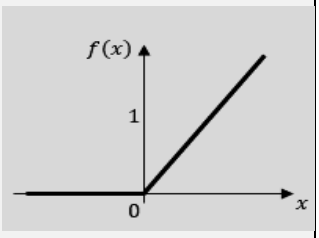
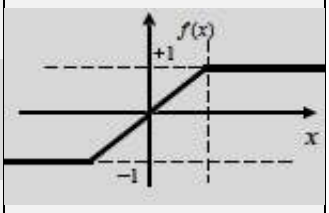
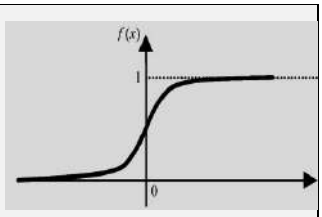
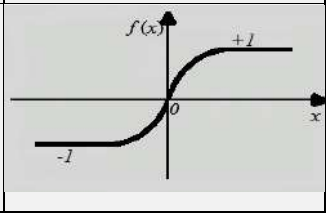


Figure II.9: Principe de calcul d'un neurone artificiel.

- **Fonction d'activation** : Une fonction d'activation ou fonction de transfert est une fonction qui doit retourner un nombre réel proche de 1 lorsqu'on lui donne de "bonnes" entrées et une valeur proche de 1 lorsqu'il s'agit de "mauvaises" entrées. 0. On utilise généralement des fonctions dont les valeurs sont dans l'intervalle réel [0 ; 1]. Lorsque le nombre réel est proche de 1, l'unité (neurone) est dite **active**, et lorsque le nombre réel est proche de 0, l'unité est dite **inactive** [18], Elle peut prendre plusieurs formes : binaire, linéaire, sigmoïde, etc. Le tableau suivant présente les fonctions d'activation les plus couramment utilisées.

Tableau II.2 : Les Différents Fonction d'activation

Catégories	Types	Equation	Allure
Seuil	Heaviside	$F(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$F(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$	
Linéaire	ReLu	$F(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & x \geq 0 \end{cases}$	
	Saturé symétrique	$F(x) = \begin{cases} -1 & x \leq -1 \\ 1 & x \geq 1 \\ x & Ailleurs \end{cases}$	

Non linéaire	**Sigmoïde**	$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tangente hyperbolique	$F(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$	

- **La sortie** : peut-être utiliser en tant que résultat final, ou pour alimenter d'autres neurones.

II.6.2-Architecture des Réseaux de neurones

La structure d'un réseau dépend de l'algorithme d'apprentissage que vous avez l'intention d'utiliser. En général, nous pouvons ainsi citer :

II.6.2.1-Réseaux à une couche (feed-forward)

Ce sont des réseaux dans lesquels les informations se propagent successivement de couche en couche sans retour en arrière. On trouve :

- **Le perceptron monocouche** : c'est le réseau le plus simple en vue de l'architecture et au niveau de sa mise en œuvre, il se compose d'une couche d'entrée et une couche de sortie. Ce réseau est capable de résoudre des problèmes linéairement séparables (ex : fonction logique 'OU' ou 'AND') ; à noter que tous les neurones de la couche d'entrée sont liés à tous les neurones de sortie, comme le montre la figure suivante :

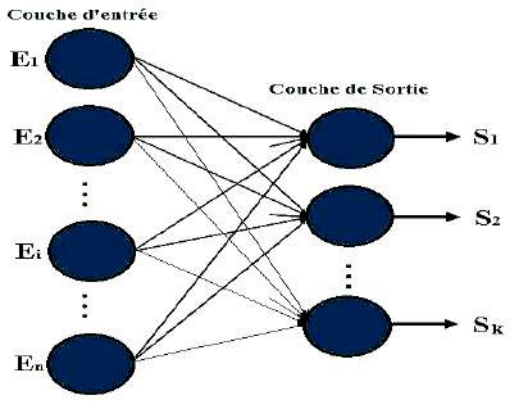


Figure II.10: Perceptron monocouche.

- **E1**: Entrée 1 de la couche d'entrée.
- **Ei**: Entrée i de la couche d'entrée.
- **En**: Entrée n de la couche d'entrée.
- **S1**: Première sortie du réseau.
- **Sk**: Sortie k du réseau (k étant le nombre de sortie).

- **Le perceptron multicouche (PMC):** Contient une couche cachée entre la couche d'entrée et la couche de sortie, le réseau résout un problème séparable non linéairement (ex : fonction logistique "XOR") ; là encore, chaque neurone de la couche cachée est connecté à tous les neurones des couches avant et après. La figure suivante représente un PMC.

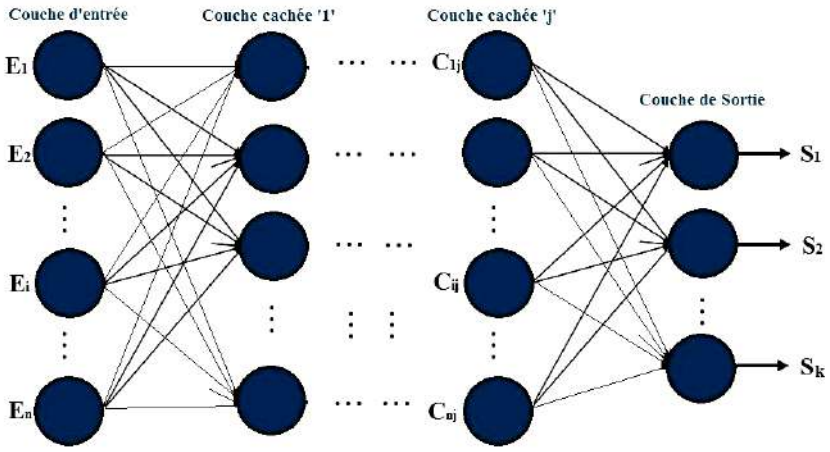


Figure II.11: Perceptron multicouche.

- **E_1**: Entrée 1 de la couche d'entrée.
- **E_i**: Entrée i de la couche d'entrée.
- **E_n**: Dernière entrée de la couche d'entrée.
- **C_{1j}**: Premier neurone de la couche cachée j.
- **C_{ij}**: Neurone i de la couche cachée j.
- **Cnj** : Dernier neurone de la couche cachée j (m: nombre de neurones dans la couche cachée j).
- **S_1** : Première sortie du réseau.
- **S_k** : Sortie k du réseau (k étant le nombre de sortie).

- **Le réseau à fonctions radiales (RBF):** la même architecture PMC, la différence est le niveau de la fonction d'activation du neurone, car RBF utilise une fonction gaussienne.

II.6.2.2-Réseaux récurrents (feed-back)

Un réseau récurrent diffère des précédents par le fait qu'il est cyclique. La présence de cycles à un impact profond sur les capacités d'apprentissage du réseau et sur ses performances, notamment rendre le système dynamique [16] [19].

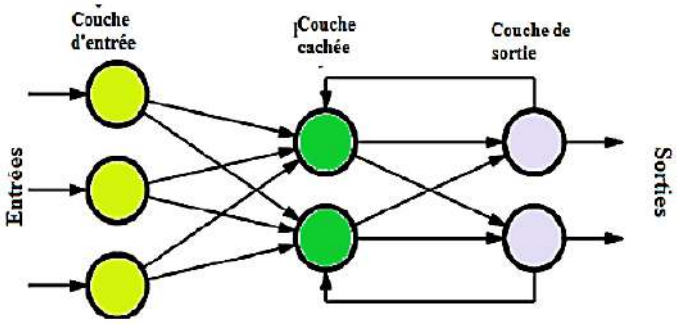


Figure II.12: Réseaux recurrents.

II.6.2.3-Les Couches inclus dans l'architecture de MLP

1. **Les couches de denses :** notre entrée (la donnée) est connectée à une ou plusieurs couches entièrement connectées, également appelées couches denses. , où chaque entrée se connecte à chaque sortie via des poids apprenables. Les entrées sont mappées par un sous-ensemble de couches entièrement connectées à la sortie finale du réseau, telle que la probabilité de chaque classe dans le point de classification. La dernière couche entièrement connectée a généralement le même nombre de classes. Chaque couche entièrement connectée est suivie par une fonction non linéaire telle que ReLU [21].
2. **Batch Normalization (Normalisation par lots) :** Elle a été introduite pour la première fois par **Ioffe** et **Szgedy** dans leur article en 2015. Cette couche de normalisation (**BN** en abrégé), comme son nom l'indique, peut accélérer l'apprentissage du réseau et réduire le décalage interne de la covariance. Montant est normalisé avant d'être transmis à la couche réseau suivante. Mais l'un des inconvénients de la normalisation par lots est qu'elle peut en fait ralentir le temps nécessaire pour former le réseau d'un facteur de 2 à 3 en raison du calcul et de la normalisation des statistiques par lots (même si vous avez besoin de moins d'époques pour obtenir une précision raisonnable) [20].
3. **Dropout (L'abandon) :** L'abandon est en fait une forme de régularisation conçue pour aider à prévenir le sur apprentissage en améliorant la précision des tests, éventuellement au détriment de la précision de la formation. Pour chaque mini-lot de notre ensemble

d'apprentissage, la couche d'abandon déconnecte de manière aléatoire l'entrée de la couche précédente à la couche suivante dans l'architecture du réseau avec une probabilité p [20].

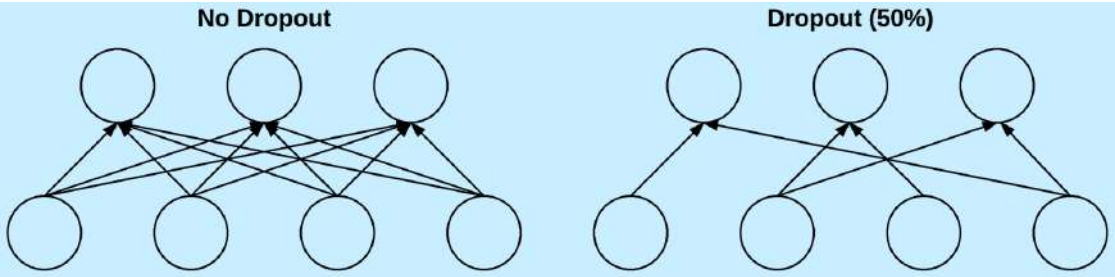


Figure II. 13: Opération d'abandon (Dropout).

4. **Fonction d'activation de la dernière couche :** La fonction d'activation appliquée à la dernière couche entièrement connectée est généralement différente des autres couches. Une fonction d'activation appropriée doit être choisie pour chaque coloration. Cette fonction d'activation Softmax, appliquée à une tâche de classification multi-classes, normalise la valeur de sortie réelle de la dernière couche entièrement connectée à la probabilité de classe cible, où chaque valeur varie entre 0 et 1, et toutes les valeurs sont égales à 1[21]**.**

II.7-Avantages et inconvénients des réseaux de neurones artificiels

Les RNA ont plusieurs avantages : leur capacité à apprendre, modéliser le système, de plus ils sont adaptés pour traiter des données non linéaires et rendre compte de variables qualitatives en attribuant des données binaires, mais peuvent aussi traiter des données bruitées ou incomplètes, etc. Cependant, il présente également certains inconvénients, tels que le problème de sur apprentissage, l'apprentissage n'est pas toujours évident, les poids ne peuvent pas expliquer ni même déterminer directement le nombre de couches et de neurones cachés.

II.8-Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons expliqué que les réseaux de neurones artificiels sont calculatoires et sont des systèmes inspirés de processus biologiques qui se produisent dans le cerveau humain. Nous avons montré que l'apprentissage est le processus par lequel les paramètres libres d'un réseau de neurones s'adaptent et nous avons identifié 6 types de fonctions d'activation de base ainsi que les architectures des réseaux neurones et enfin on a cité les différents avantages et inconvénients de ces réseaux neuronaux.

Chapitre III : Classification et implémentation des Signaux PCG

III.1-Introduction

Dans ce chapitre, nous avons mis en œuvre notre conception et nous avons montré comment réaliser un classificateur et comment créer un modèle d'architecteur en utilisant deux méthodes déférentes, la première méthode est par utilisation des indicateurs scalaires et la deuxième méthode est par segmentation du son cardiaque.

Puis, ces modèles aux architectures différentes seront appliqués à la base de données MICHIGAN en utilisant le langage de programmation Python et des bibliothèques comme Tensorflow et Keras pour l'apprentissage et la classification. Ensuite, pour améliorer les performances du modèle, nous utiliserons quelques techniques simples et efficaces comme Dropout et Batch Normalizatin. . Ensuite nous voulons implémenter notre modèle sur une carte raspberry Pi 3B+ après l'installation des bibliothèques et la configuration de cette carte pour faire la prédiction sur des signaux récoltés et pour calculer la durée de prédiction.

III.2-Présentation des logiciels utilisée dans le traitement des données

1. Matlab

MATLAB (abréviation de "MAtrix LABoratory") est un langage de programmation multi-paradigme propriétaire et un environnement de calcul numérique développé par MathWorks. MATLAB permet de manipuler des matrices, de tracer des fonctions et des données, d'implémenter des algorithmes, de créer des interfaces utilisateur et d'interagir avec des programmes écrits dans d'autres langages.

Bien que MATLAB soit principalement utilisé pour le calcul numérique, des kits d'outils optionnels utilisent le moteur symbolique MuPAD pour accéder aux capacités de calcul symbolique. Un autre package, Simulink, ajoute une simulation graphique multi-domaine et une conception basée sur un modèle pour les systèmes dynamiques et embarqués. La dernière version de Matlab est la version R2022a, mais nous utilisons la version R2018a (Figure III.1) [22].

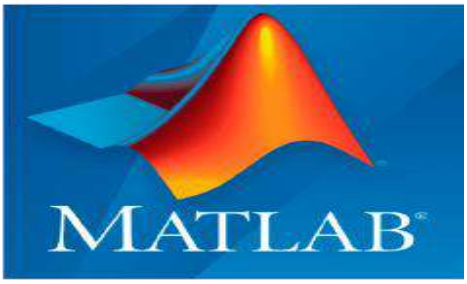


Figure III. 1: MATLAB.

2. Python

Python est un excellent langage de programmation orienté objet, interprété et interactif. Il est souvent comparé (en faveur bien sûr) à Lisp, Tcl, Perl, Ruby, C#, Visual Basic, Visual Fox Pro, Schème ou Java, etc.

Python combine des fonctionnalités extraordinaires avec une syntaxe très claire. Il a des modules, des classes, des exceptions, des types de données dynamiques très avancés et un typage dynamique. Il existe des interfaces pour de nombreux appels système et bibliothèques, ainsi que pour divers systèmes de fenêtrage.

Les nouveaux modules intégrés sont faciles à écrire en C ou C++ (ou dans d'autres langages, selon l'implémentation choisie). Python peut également être utilisé comme langage d'extension pour les applications écrites dans d'autres langages qui nécessitent une interface de script ou d'automatisation facile à utiliser (Figure III.2) [23].



Figure III. 2: Python.

3. Anaconda

Anaconda est une distribution Python hautes performances qui inclut les packages de science des données les plus populaires tels que (numpy, scipy, ...). En utilisant anaconda, nous pouvons exécuter plusieurs versions de python dans un environnement isolé (Figure III.3) [24].

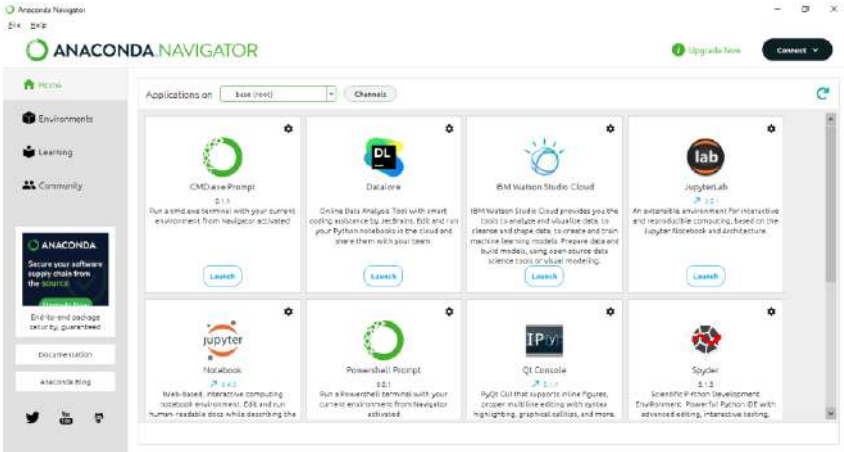


Figure III. 3: Anaconda.

4. Jupyter

Jupyter est une application Web de programmation, développée à l'origine pour les langages de programmation Julia, Python et R (d'où le nom Jupyter), et prend en charge près de 40 langages. Jupyter est une évolution du projet IPython. Jupyter vous permet de créer des blocs-notes pour la science des données afin d'explorer et d'analyser des données. Les cellules sont les éléments de base du cahier jupyter. Il peut contenir du texte au format Markdown ou du code informatique exécutable (Figure III.4) [24].

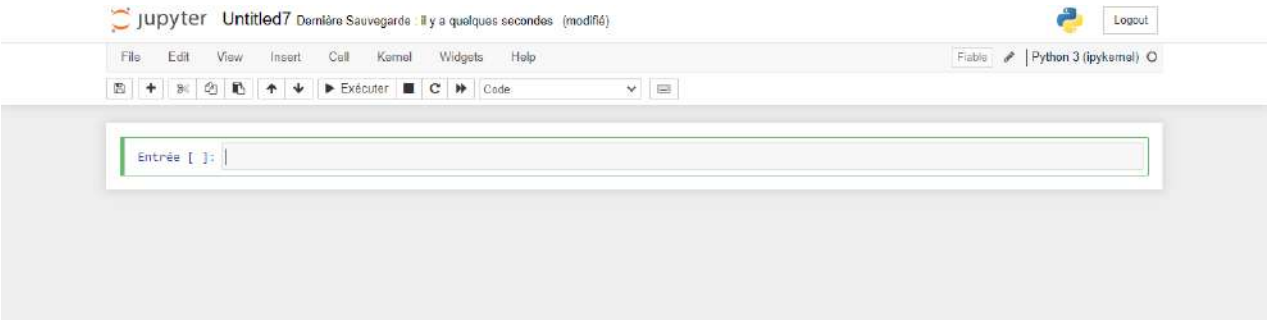


Figure III. 4: Jupyter.

5. Tensorflow

TensorFlow est une bibliothèque de logiciels open source pour le calcul numérique haute performance. Son architecture flexible facilite le déploiement de l'informatique sur une variété de plates-formes (CPU, GPU, TPU), des ordinateurs de bureau aux clusters de serveurs en passant par les appareils mobiles. Développé à l'origine par des chercheurs et des ingénieurs de l'équipe Google Brain au sein de l'organisation AI de Google, il s'appuie sur l'apprentissage automatique et l'apprentissage en profondeur (Figure III.5) [25].



Figure III. 5: Tensorflow.

6. Keras

Keras est une API de réseau neuronal de haut niveau, écrite en Python, capable de fonctionner sur TensorFlow, CNTK ou Theano. Il a été développé pour permettre une

expérimentation rapide. Être capable de transformer des idées en résultats le plus rapidement possible est la clé pour mener des recherches :

- Permet un prototypage facile et rapide (grâce à la convivialité, la modularité et l'évolutivité).
- Prise en charge des réseaux convolutionnels et récurrents et des combinaisons des deux.
- Fonctionne de manière transparente sur CPU et GPU (Figure III.6). [26]



Figure III. 6: Keras.

7. Sklearn

Scikit-learn (Sklearn) est la bibliothèque la plus utile et la plus puissante pour l'apprentissage automatique en Python. Il fournit une gamme d'outils efficaces pour l'apprentissage automatique et la modélisation statistique, notamment la classification, la régression, le regroupement et la réduction de la dimensionnalité via une interface cohérente en python. Cette bibliothèque est principalement écrite en python et repose sur Numpy, Scipy et Matplotlib (Figure III.7) [24].



Figure III. 7: SKearn.

III.3-Base de données utilisée

Pour tester notre approche de classification des différentes maladies cardiaques, nous utilisons des différentes données du cœur (PCG) qui sont obtenus de la bibliothèque des sons

cardiaques et des murmures de la faculté de médecine de l'Université du Michigan dans le site donné par [27].

III.3.1-Description de Base de donnée

L'expérience est réalisée avec une base de données de 23 sons cardiaques, enregistrés avec un codage de 16 bits sous forme de fichiers ".wav", avec un temps d'enregistrement moyen de 60 secondes. La fréquence d'échantillonnage est de 44,1 kHz. Les enregistrements correspondent à des patients adultes présentant des conditions normales et pathologiques avec un rythme cardiaque normal relevé (Tableau III.1) Nous avons utilisé 7 premières classes.

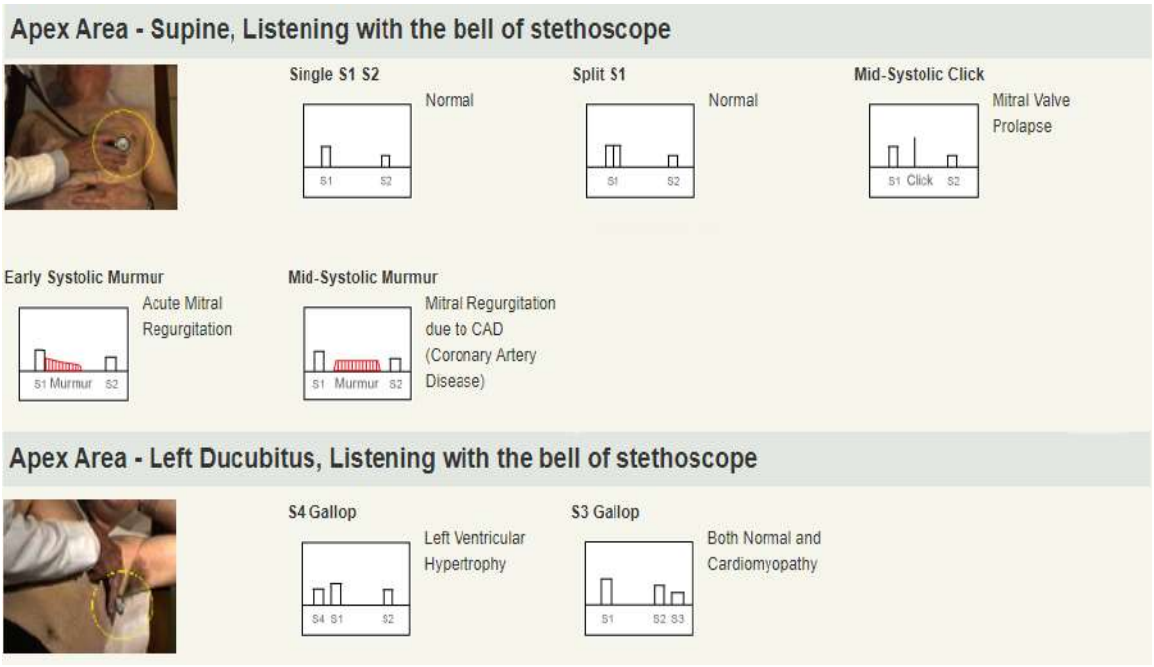


Figure III. 8: Bibliothèque des sons cardiaques et des murmures.

Tableau III.1: liste des sons cardiaques de la base de données de Michigan

N°	Classe	PCG	Zone D'auscultation
1	Normal	S1 S2	Apex avec position décubitus-dorsal, l'écoute avec la cloche stéthoscope
2	Normal	Split Normal S1	Apex avec position décubitus dorsal, l'écoute avec la cloche stéthoscope
3	Hypertrophie du ventricule gauche	Gallop S4	Zone Apex décubitus gauche, l'écoute avec la cloche du stéthoscope
4	Prolapsus mitral.	Click Mid-systolique normal	Apex avec position décubitus dorsal, l'écoute avec la cloche stéthoscope
5	Normal ou cardiomyopathie	S3	Zone Apex décubitus gauche, l'écoute avec la cloche du stéthoscope
6	Régurgitation mitral sévère	Murmure systolique précoce	Apex avec position décubitus dorsal/la cloche stéthoscope

7	Régurgitation mitrale dû à la coronaropathie	Murmure Mid-Systolique	Apex avec position décubitus dorsal, l'écoute avec la cloche stéthoscope

III.3.2-Préparation de Base de donnée

III.3.2.1-Partition des Signaux

Chaque fichier de signal PCG contient 3052800 points, pour cela nous divisons le signal PCG en différents segments de 75000 points dans chaque segment (2 cycles) (8 secondes).

- **Signal d'origine :**

La Figure III.9 montre la forme d'onde dans le domaine temporel du signal d'origine de PCG.

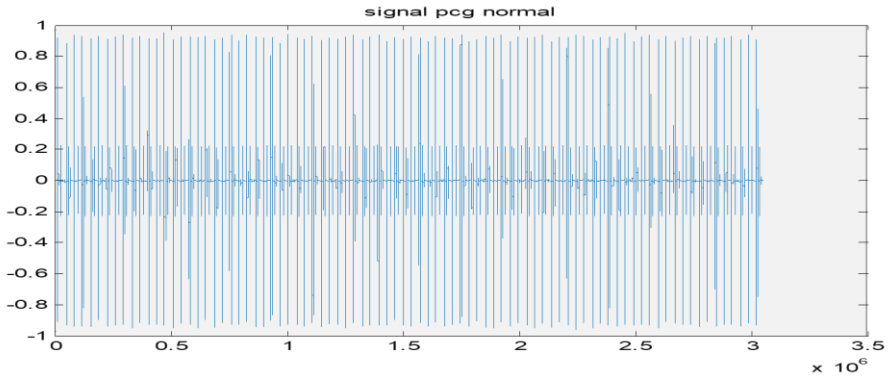


Figure III. 9: Signal d'origine de PCG.

- **Partition du signal d'origine :**

La partition du signal PCG se compose au moins plus d'une période, comme le montre la Figure III.10. Une période contient : signal S1, régime systolique, signal S2, régime diastolique et le cycle cardiaque.

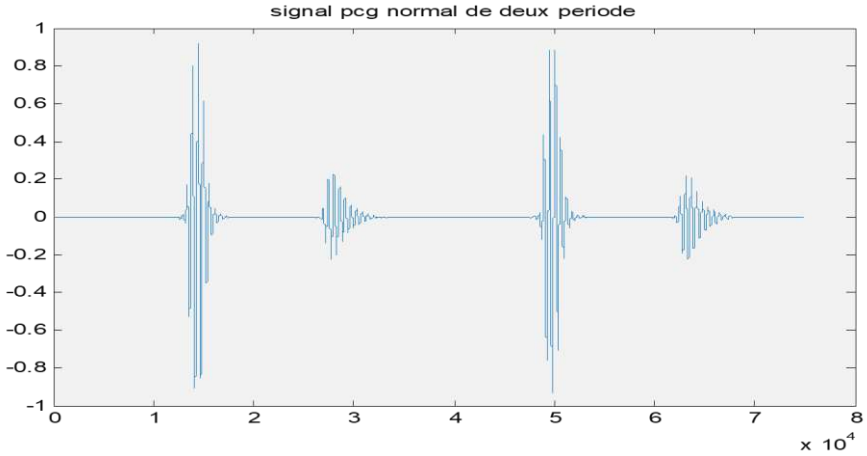


Figure III. 10: Signal d'origine de PCG après partition.

Nous utilisons cette méthode de partitionnement pour augmenter notre base de données. Après avoir appliqué les différentes étapes de traitement, nous pouvons voir que notre base de données contient 279 signaux PCG, chacun sous la forme d'un vecteur ligne (Tableau III.2).

Tableau III.2 : Partition des Signaux.

Les classes	Nombres des signaux
Normal S1 S2	41
Spilt S1	42
S4 Galop	44
Mid-Systolic click	36
S3 Galop	41
Early Systolic	35
Mid-SystolicMurmur	40
La somme	279

III.3.2.2-Distribution de la base de données

La Figure III.11 représente la distribution de la base de données **:**

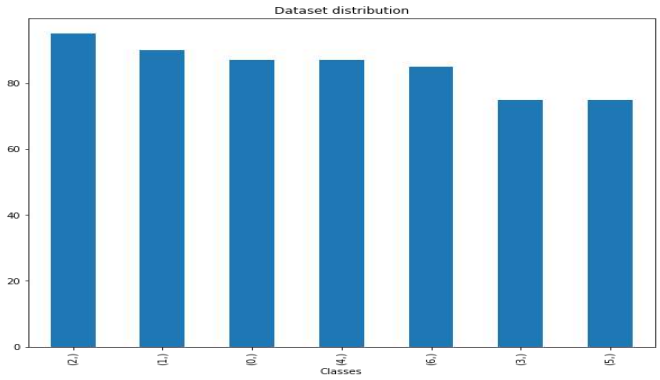


Figure III. 11: Distribution la Base de donnée.

- **Scatter Plot de notre base de donnée**

Le diagramme de dispersion (Scatter plot) (Figure III.12) est largement utilisé pour tracer des points de données sur un axe horizontal et un axe vertical dans le but de montrer à quel point une variable est affectée par une autre.

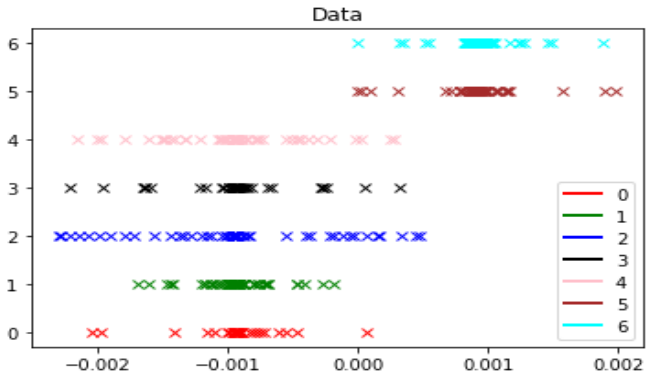


Figure III. 12: Scatter Plot de la base de donnée.

III.4-Pré-traitement

Avant de faire la classification des signaux PCG, nous appliquons un pré-traitement sur les signaux. On va expliquer le pré-traitement des signaux avec un organigramme. L'organigramme présenté dans la Figure III.13 est la conception de notre prétraitement des signaux :

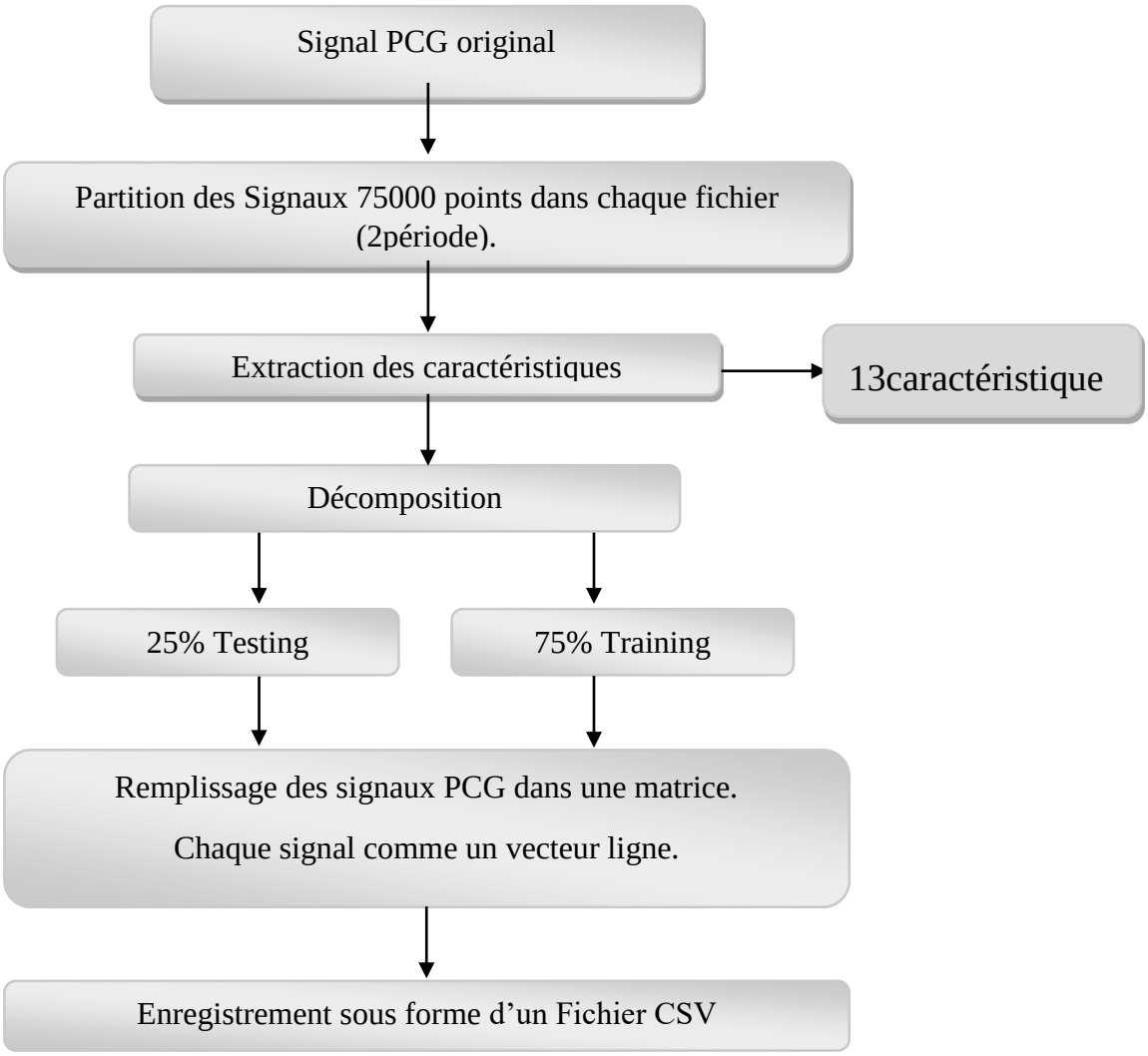


Figure III. 13: Organigramme de traitement des données.

II.4.1-Extraction des caractéristiques (Features Extraction)

L'extraction de caractéristiques est la première étape impliquée dans tout système d'intelligence artificielle. Les techniques de traitement du signal employées pour extraire les caractéristiques jouent un rôle important dans les systèmes destinés à l'analyse automatisée. Il s'agit principalement de diagnostic de pannes de systèmes mécaniques/électriques à l'aide de leurs données vibratoires, de détection de maladies par l'analyse de divers signaux biologiques, etc. À partir des caractéristiques, extraites via des techniques de traitement de signal appropriées, les problèmes peuvent être détectés tracés avec précision et même leur type peut être reconnu. De plus, les caractéristiques sélectionnées via la technique d'extraction de caractéristiques appropriée doivent être statistiquement significatives et efficaces en termes de

calcul. Les caractéristiques extraites seront du domaine temporel, du domaine fréquentiel ou du domaine temps-fréquence (TF) [28].

Parmi elles, les caractéristiques du domaine temporel sont plus simples et réalisables en termes de calcul que les caractéristiques du domaine de transformation car elles n'impliquent pas de transformations de domaine complexes. Ces caractéristiques ont été testées sur des signaux de phono cardiogramme (PCG) obtenus à partir de la Michigan Heart Sound Data base. Certaines méthodes combinent des fonctionnalités de domaine temporel pour identifier les problèmes. Détecte la présence d'un souffle dans le signal cardiaque. L'évaluation des caractéristiques est effectuée après que les caractéristiques sont extraites du domaine temporel. Les caractéristiques du domaine temporel telles que la moyenne, écart-type, RMS, amplitude maximale, amplitude minimale, asymétrie, facteur de dégagement, facteur de forme, facteur d'impulsion, facteur de clairance du signal prétraité sont évalués pour tester leur capacité à détecter la présence de souffle dans le signal cardiaque [29]. De plus, leur signification statistique est mentionnée dans le Tableau III.3.

Tableau III.3: Extraction des caractéristiques dans le domaine temporel [30].

Time domain features	
Features	**Equation**
Mean	$\boldsymbol{xm = \frac{1}{k}\sum_{k=1}^{K} x(k)}$
Standard Déviation	$\boldsymbol{xstd = \sqrt{\frac{\frac{1}{k}\sum_{k=1}^{K}(x(k) - xm)^2}{k-1}}}$
Root Mean Square (RMS)	$\boldsymbol{xrms = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{K}(x(k))^2}{k-1}}}$
Maximum Amplitude	$\boldsymbol{xmax = max(x(k))}$
Minimum Amplitude	$\boldsymbol{xmin = min(x(k))}$
Skewness	$\boldsymbol{xskew = \frac{\sum_{k=1}^{K}(x(k) - xm)^2}{(K-1)x_{std}^3}}$
Kurtosis	$\boldsymbol{xkurto = \frac{\sum_{k=1}^{K}(x(k) - xm)^2}{(K-1){x_{std}}^3}}$
Clearance Factor	$\boldsymbol{CLF = \frac{xmax}{\left(\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{k}\sqrt{\lvert x(k)\rvert}\right)^2}}$

Shape Factor	$\boldsymbol{SF = \frac{xrms}{\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{k}\sqrt{\lvert x(k)\rvert}}}$
Impulse Factor	$\boldsymbol{IF = \frac{xp}{\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{k}\sqrt{\lvert x(k)\rvert}}}$
Creast Factor	$\boldsymbol{CF = \frac{xmax}{xrms}}$

L'analyse dans le domaine fréquentiel est un autre type de description de signal (Tableau III.4) qui peut révéler certaines informations non trouvées dans le domaine temporel. Généralement, la caractéristique du domaine fréquentiel ne peut pas être utilisée comme paramètre caractéristique de défaut du signal de vibration seul. En combinant les caractéristiques du domaine temporel et les caractéristiques du domaine fréquentiel, les caractéristiques de défaut peuvent être extraites avec précision.

Tableau III.4 : Extraction des caractéristiques dans le domaine fréquentiel [30].

Frequency domain features	
Features	**Equation**
Max power Spectrum	$\boldsymbol{xmaxf} = \max(\boldsymbol{power(n)})$
Max Envelope	$\boldsymbol{xmaxen} = \max(\boldsymbol{Env})$
Frequency Centre	$\boldsymbol{fc = \frac{\sum_{n=1}^{N} f\, S(n)}{\sum_{n=1}^{N} S(n)}}$
RMS Frequency	$\boldsymbol{xrms = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N} f^2 S(n)}{\sum_{n=1}^{N} S(n)}}}$
Standard Deviation Frequency	$\boldsymbol{xstdf = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N} (f - {f_c}^2 S(n)}{\sum_{n=1}^{N} S(n)}}}$

III.4.2-Décomposition

Cette décomposition consiste à séparer le signal PCG divisé en deux parties:

- Partie 1 : Nous utilisons 75 % du signal PCG d'origine pour la partie apprentissage du réseau de neurones.

- Partie 2 : La deuxième partie des 25 % du signal de test, (15 % pour la validation et 10 % pour le test final).

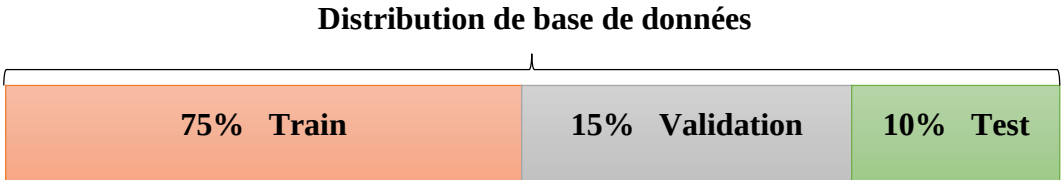


Figure III. 14: Décomposition des fichiers.

III.4.3-Remplissage des signaux

Après l'étape de segmentation et de prétraitement, l'étape suivante consiste à prendre chaque signal PCG comme vecteur ligne et à placer les différents signaux dans une matrice dans un ordre (cible) bien défini.

0 .0423	0.0563	0.0762	0.0123	0.0983	0.0346	0.0321	0.0536	0.0378

III.4.4-Enregistrement

Après avoir effectué les étapes précédentes, nous sauvegardons la base de données sous la forme un fichier CSV à l'aide d'une commande dans « csvwrite » de Matlab (Figure II.16).

0.0423	0.0563	0.0762	0.0123	0.0983	0.0346	0.0321	0.0536	0.0378	0.0423
0.0694	0.0374	0.0639	0.0498	0.0128	0.0178	0.0839	0.1902	0.7391	0.0937
0.1365	0.2190	0.0485	0.1489	0.3294	0.2189	0.8579	0.1958	0.8291	0.1284



Figure III. 16: Enregistrement sous forme csv.

III.5-Premier Modèle MLP Utiliser

L'utilisation du deep learning offre plusieurs avantages aux utilisateurs, c'est pourquoi nous avons créé notre propre architecture (modèle) MLP à l'aide du logiciel Python (Anaconda Jupyter), et une bibliothèque pour le domaine du deep learning.

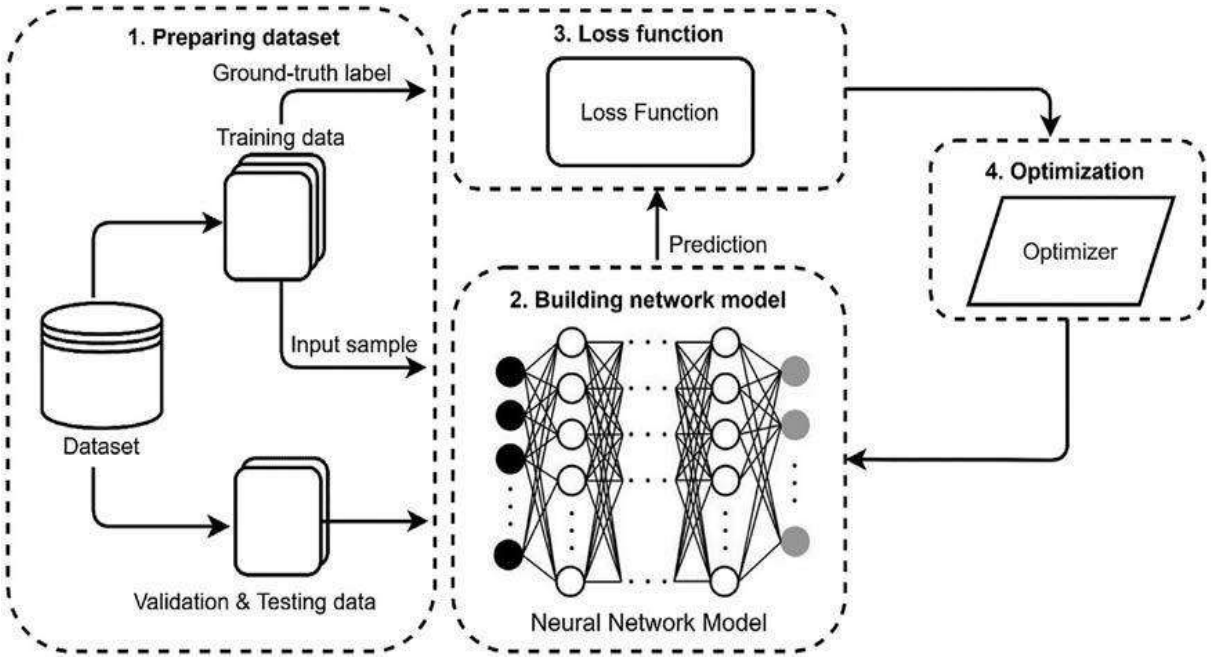


Figure III. 17: Modèle MLP.

III.5.1-Les méthodes d'optimisation utilisées

Nous avons utilisé une variété de méthodes pour obtenir de très bons résultats de performance de classification et enregistrer le meilleur modèle. Ces méthodes sont :

III.5.1.1-Validation croisée KFold

La validation croisée est un processus de ré-échantillonnage utilisé pour évaluer les modèles d'apprentissage automatique sur un échantillon limité de données. Un processus appelé k, qui fait référence au nombre de groupes dans lesquels un échantillon de données donné doit être divisé. Par conséquent, le processus est souvent appelé validation croisée k-fold. Lors du choix d'une valeur spécifique pour k, elle peut être utilisée à la place de k dans la référence du modèle, de sorte que k = 10 devient une validation croisée de 10 fois.

La validation croisée est principalement utilisée dans l'apprentissage automatique appliqué pour estimer la compétence d'un modèle d'apprentissage automatique sur des données inconnues. Autrement dit, utiliser un nombre limité d'échantillons pour estimer comment un

modèle devrait généralement fonctionner lorsqu'il est utilisé pour faire des prédictions sur des données qui n'ont pas été utilisées lors de la formation du modèle. Il s'agit d'une méthode populaire car elle est facile à comprendre et comparable à d'autres (Figure III.18) [31].

$$CV = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} E_i \qquad \text{(III .1)}$$

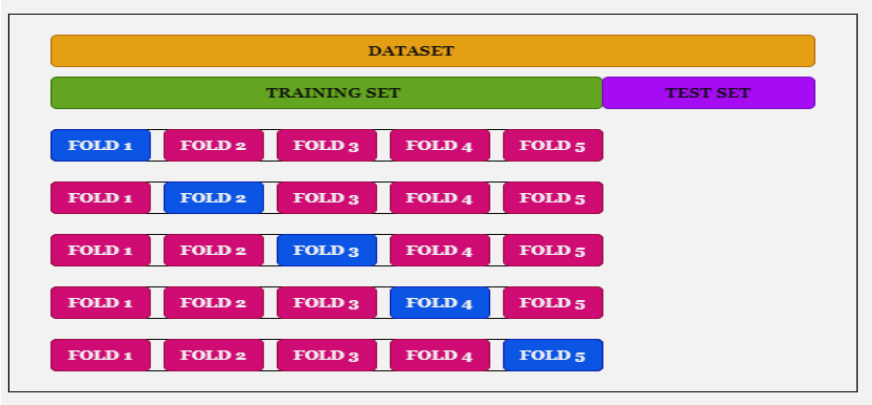


Figure III. 18: Méthode de validation croisée K-Fold**.**

III.5.1.2-Callbacks Model Check Point

Nous avons utilisé cette fonction de Callbacks Keras car ils peuvent jouer un rôle très important. L'entrainement de notre modèle peut prendre des heures ou des jours pour compléter, nous devrions donc avoir une fonction pour contrôler notre modèle durant l'exécution.

Nous avons utilisé cette fonction pour sauvegarder le modèle le plus précis et en comparant avec la précision de la prochaine époque, s'il augmente nous pouvons prendre ce modèle et écrasé l'ancien modèle pour garder le meilleur modèle.

Nous avons utilisé plusieurs nombreuses méthodes pour avoir un très bon résultat de performance de classification et pour sauvegarder le meilleur modèle. Ces methods sont :

1. **Compiler**

Avant de lancer l'entrainement, nous devons configurer les processus suivant :

- **Loss :** Cette fonction de cout que le modèle va utiliser pour minimiser les erreurs. Nous utilisons le « categorical_crossentropy », car nous avons une classification multi classe.
- **Optimizer :** Nous avons utilisé l'optimizer stochastique « Adam », car :

- Simplicité de mise en œuvre.
- Efficacité du calcul.
- Peu de mémoire requise.
- Bien adapté aux problèmes volumineux en termes de données et/ou de paramètres.
- Les hyper-paramètres nécessitent généralement peu de réglages.

Il existe d'autres optimiseurs avec différents mécanismes de fonctionnement, comme :

- **Adagrad**
- **RMSProp**
- **Adadelta**
- **Metrics :** Dans le cas d'un problème de classification, nous utilisons metrics=['accuracy'].

III.5.2- Architecture MLP de 1ér méthode

Pour une bonne classification des maladies cardiaques, nous créons notre propre architecture Modèle MLP.

Dans nos expériences, nous avons créé deux méthodes différentes L'architecture que nous avons appliquée sur la base de données MICHIGAN, pour chaque méthode nous avons évalué le nombre d'époques, ci-dessous nous décrivons l'architecture des deux méthodes et les résultats obtenus à chaque fois

- Architecture MLP de la 1ère méthode :

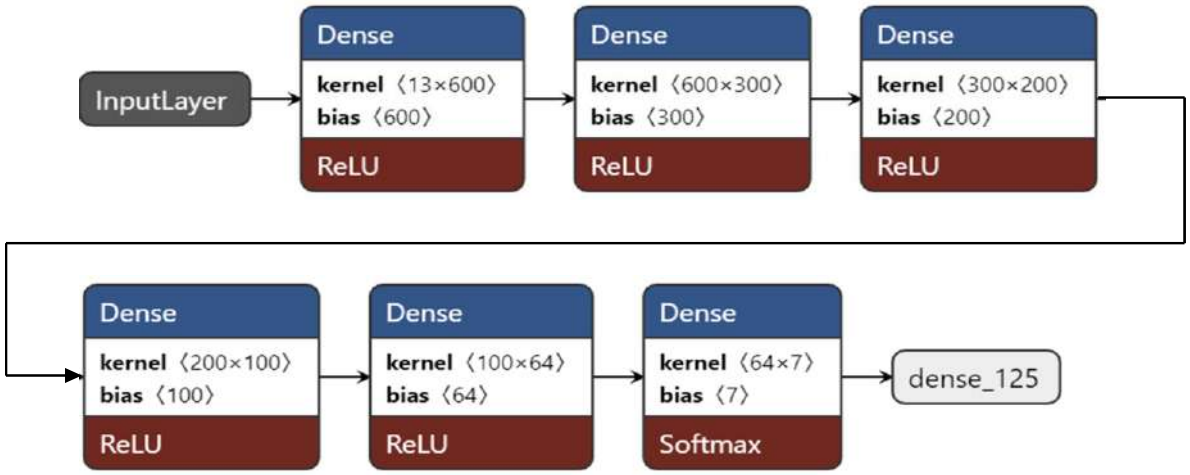


Figure III. 19: Architecture MLP de la 1ère méthode.

III.5.3-le perceptron multicouche première méthode

Le premier modèle que nous présentons est composé de six couches de dense. Signaux PCG en entrée à une vecteur ligne de longueur 13 points (une ligne et 13 colonnes). La fonction d'activation ReLu est utilisée à chaque fois qu'on passe par une couche dec ette fonction d'activation force les neurones à retourner des valeurs positives.

La dernière couche d'un perceptron multicouche est utilisé la fonction d'activation softmax.

1. **Matrice de confusion**

La matrice de confusion, aussi appelée matrice d'erreur, est une Matrice N x N utilisée pour évaluer les performances du modèle de classification, où N est Le nombre de classes cibles. La matrice compare la valeur cible réelle à la valeur prédite grâce à des modèles d'apprentissage automatique. Cela nous donne une vision globale de la performance Notre modèle de classification et les types d'erreurs qu'il commet. Il a 4 la valeur de base :

- Vrais positifs (True Positif : TP)
- Vrais négatifs (True Negatif : TN)
- Faux positif (False positif : FP)
- Faux négatif (False Negatif : FN)

- **Précision** : La précision est le rapport des observations positives correctement prédites au total des observations positives prévues.
- **Recall**: le rappel est le rapport entre les observations positives correctement prédites et toutes les observations de la classe.
- **Score F1** : F1 score est la moyenne pondérée de la précision et du rappel. Par conséquent, ce score prend en compte à la fois les faux positifs et les faux négatifs [24].

$precision = \frac{vrais\ positifs}{vrais\ positifs + faux\ positifs}$	Quelle proportion d'identifications positives était effectivement correcte
$Recall = \frac{vrais\ positifs}{vrais\ positifs + faux\ positifs}$	Quelle proportion de résultats positifs réels a été identifiée correctement
$F1 = 2 \times \frac{précision \times Recall}{précision + Recall}$	Compromis entre une bonne sensibilité et une bonne précision

Figure III. 20: Métriques de mesure.

III.5.4-Résultats obtenus pour la 1ére méthode

Afin de montrer les résultats obtenus pour les deux modèles, on illustre dans ce qui suit les résultats en termes de précision et d'erreur ainsi que les matrices de confusion par rapport au nombre d'époques

III.5.4.1-Graphe de précision et d'erreur

La Figure III.21 représente le graphe de précision et d'erreur :

Nombre d'époques = 100

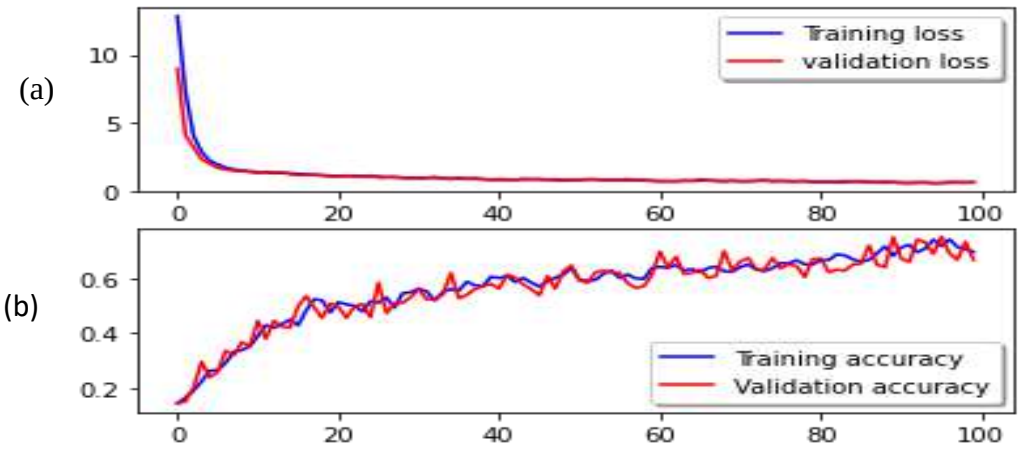


Figure III. 21: (a) Graphe d'erreur (b) Graphe de précision.

La Figure III.21b montre la précision de l'apprentissage et de la validation augmente dans l'intervalle du nombre d'époques [0-90] et dans l'intervalle [90-100] la validation et l'apprentissage reste presque stationnaire dans le niveau (0.75).

La Figure III.21a montre l'erreur d'apprentissage et de la validation diminue dans l'intervalle du nombre d'époques [0-20] et dans l'intervalle [20-100], la validation et l'apprentissage se stabilise dans le niveau (1).

III.5.4.2-Rapport de classification

La figure suivante montre le taux de précision de recall et de f1-score de chaque type de maladie (1ère méthode) :

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	1.00	1.00	15
1	0.89	1.00	0.94	17
2	1.00	0.77	0.87	22
3	1.00	1.00	1.00	9
4	0.79	1.00	0.88	11
5	0.85	0.79	0.81	14
6	0.84	0.89	0.86	18
accuracy			0.91	106
macro avg	0.91	0.92	0.91	106
weighted avg	0.91	0.91	0.90	106

Figure III. 22: le taux de précision de recall et de f1-score de chaque type.

Pour la classification avec l'algorithme MLP pour les classes 0 et 3, le taux de précision est de 100%, le f1-score est de 100% ce qui est un très bon résultat, et pour les classes 1,2,4,5,6 on voit que le taux de précision est compris entre 79% et 100%, le f1-score est compris entre 81% et 94% qui représente un résultat très acceptable.

III.5.4.3-Matrice de Confusion

La Figure III.23 représente la matrice confusion, elle résume les résultats de prédictions et permet d'évaluer les performances de notre modèle de classification. Chaque ligne correspond à une classe réelle, chaque colonne correspond à une classe estimée. Nous avons 7 classes d'où notre matrice de confusion est de 7×7.

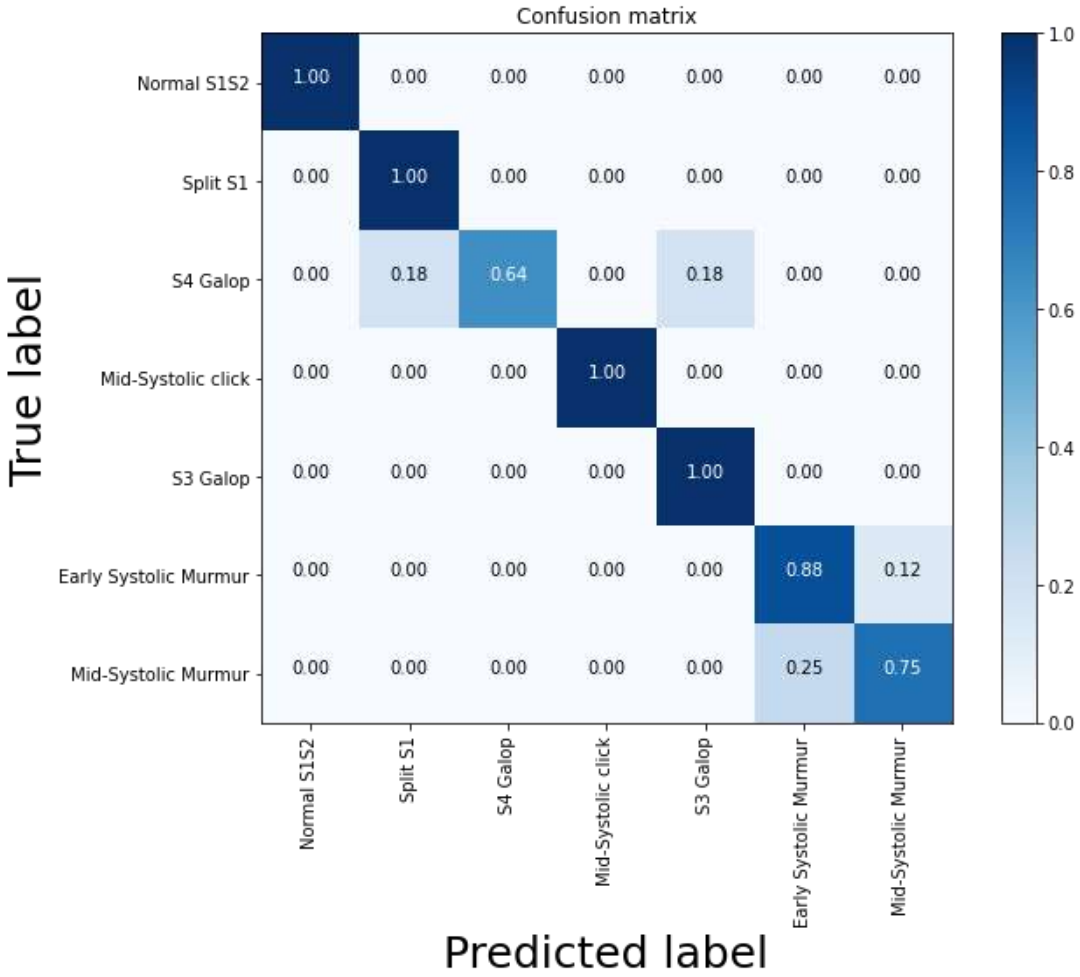


Figure III. 23: Matrice de Confusion de 1ére méthode.

La matrice de confusion permet d'évaluer la performance de notre modèle, puisqu'elle reflète les métriques du Vrai positif, Vrai négatif, Faux positif et Faux négatif. La Figure III.23 illustre de près la position de ces métriques pour chaque classe. Dans notre matrice (Figure III.23) on remarque que les classes 1,2,4 et 5 sont bien classé, par contre les classes 3,6 et 7 (S4 Galop),(Early Systolic Murmur), (Mid Systolic Murmur) sont moins classés par rapport aux autres classes. Puisque, la classe 3 (S4 Galop) 64% est bien classé mais 18% sont classé comme maladie de classe 5 (s3 galop) et l'autre 18% est classé comme maladie de classe 2 (split s1). Cette mauvaise classification est survenue car les trois classes sont très similaires comme le montre Figure III.24

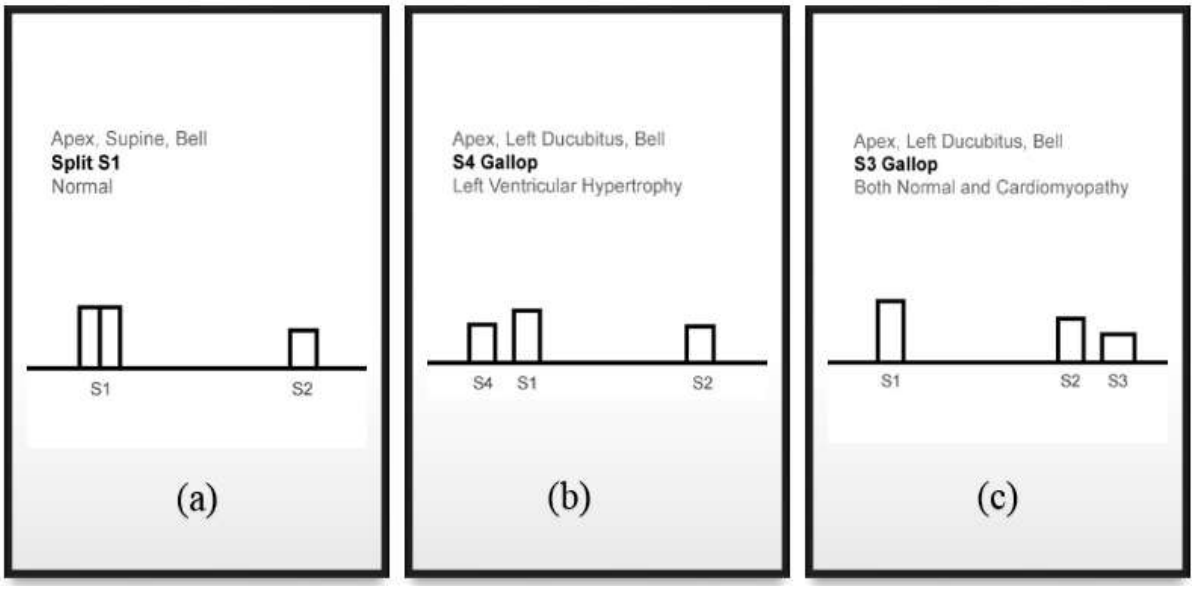


Figure III. 24: Split S1,S4 Gallop,S3 Gallop.

De plus, on trouve que12% de la classe 6 est classé comme maladie de classe 7 (Mid-Systolic Murmur) et 25% de la classe 7 est classé comme maladie de classe 6 (Early Systolic Murmur) Car ces classes sont également très similaires comme le montre la Figure III.25.

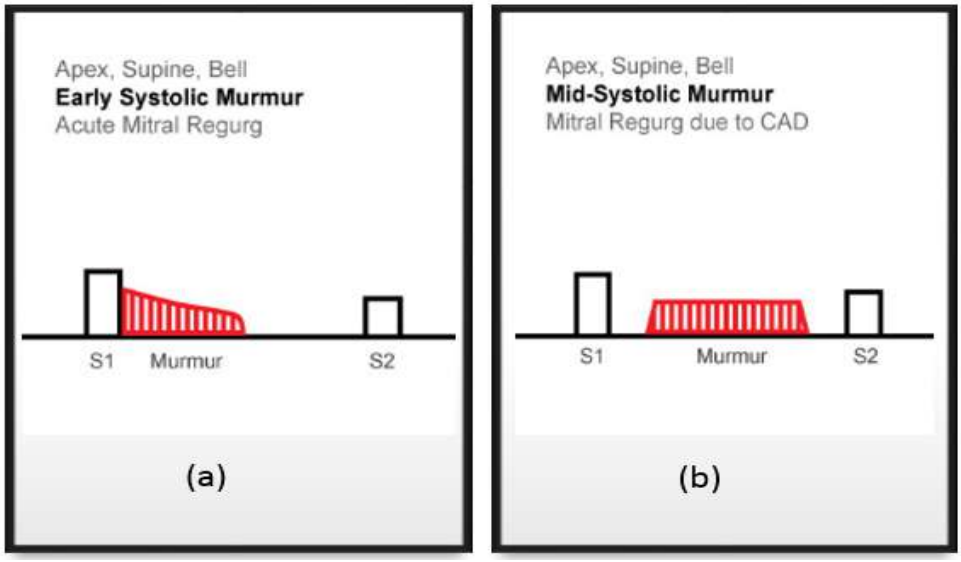


Figure III. 25: Early Systolic Murmur, Mid-Systolic Murmur.

III.6-Deuxième méthode de Pré traitement

Avant d'entrer dans la classification des signaux PCG, on va expliquer comment concevoir notre programme. L'organigramme ci-dessus est la conception de notre prétraitement des données :

La procédure de traitement des données selon la technique d'extraction d'enveloppe proposée pour segmenter les signaux PCG est résumée à la Figure III.26. Cet algorithme a été implémenté avec le programme MATLAB. Il y a 4 étapes principales impliquées dans la mise en œuvre de la méthode. Dans la première étape, le signal PCG est simplifié en appliquant la transformée d'Hilbert pour détecter l'enveloppe du signal PCG comme le montrent les Figure III.28. Ensuite, une opération de seuillage est appliquée sur l'enveloppe de signal en utilisant un seuil approprié (Figure III.28). Dans l'étape qui suit, l'opérateur morphologie « ouverture » est appliqué pour éliminer les pics apparaissant après l'application du seuillage. Dans la dernière étape, le signal obtenu est utilisé pour extraire les paramètres de diagnostict_1, t_2, t_{12}, t_{21} et t_T.

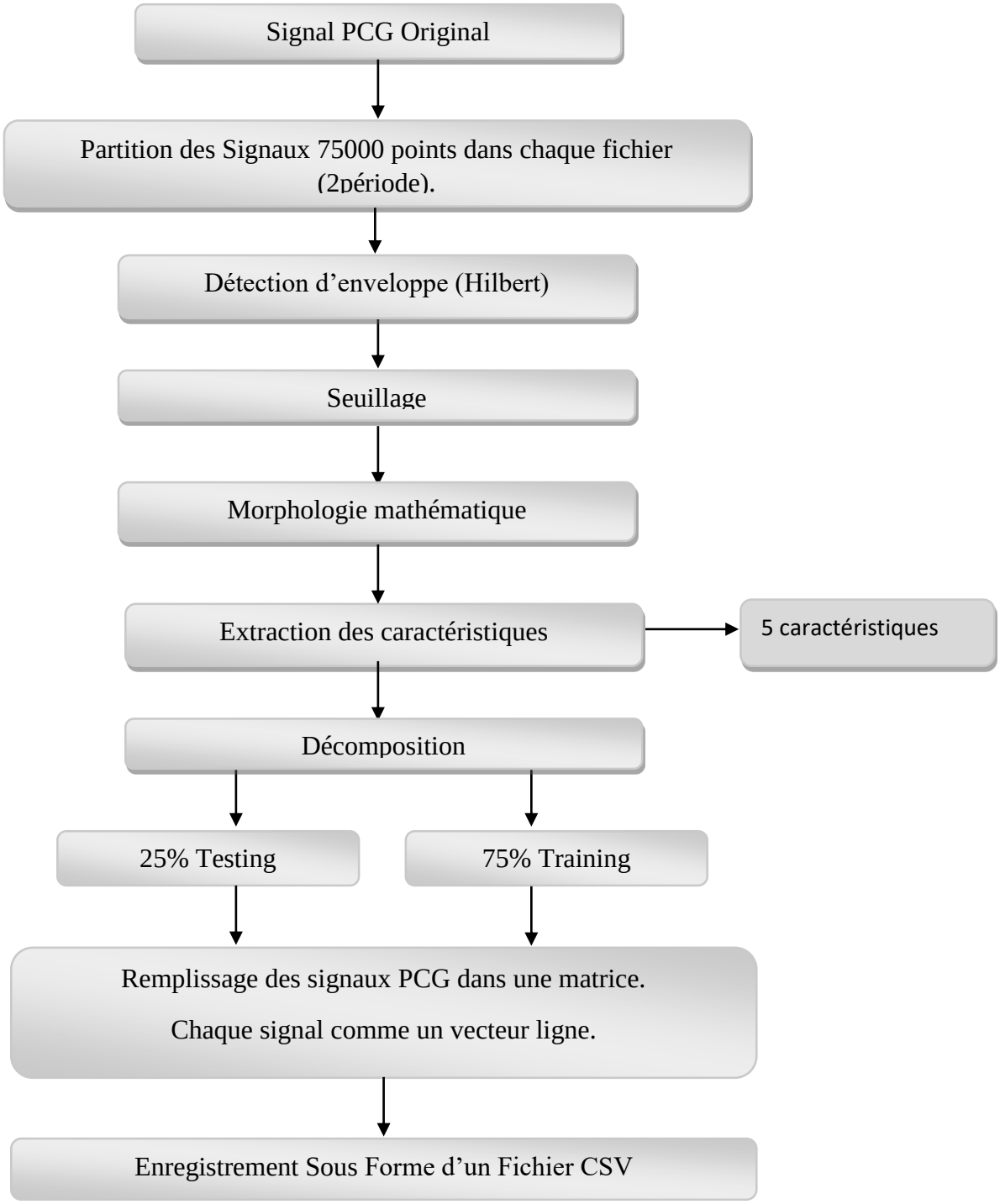


Figure III. 26: Organigramme de Traitement des données.

III.6.1-Détection d'enveloppe par transformé d'Hilbert

L'enveloppe de signal PCG donne une représentation plus simple et claire que le signal PCG. Dans cette partie, une technique pour trouver l'enveloppe d'un signal PCG est décrite. Le concept est similaire à la détection d'enveloppe utilisée dans la démodulation d'amplitude.

L'enveloppe d'un signal PCG est considérée comme une information transportée par le signal porteur PCG.

Dans cette étude, nous utilisons une technique d'extraction d'enveloppe parmi les plus représentative, à savoir la transformée de l'enveloppe de Hilbert [36] qui sont fréquemment utilisées pour extraire les courbes d'enveloppe du premier son et du second son sur les signaux cardiaques.

1. Signal analytique et transformée de Hilbert

Signal analytique souvent utilisé en traitement du signal, défini par une fonction complexe sans composante négative de fréquence, comme suit :

$$x_a(t) = x(t) + j\hat{x}(t) \quad \text{(III .2)}$$

$$\text{Donc } \hat{x}(t) = \mathcal{H}\{x(t)\} = x(t) * (1/\pi t) \quad \text{(III .3)}$$

$\hat{x}(t)$: est la transformée de Hilbert de x(t).

* est l'opération de convolution.

J : est l'unité imaginaire.

Une expression en coordonnées polaires du signal analytique peut aussi être donnée par :

$$x_a(t) = a(t)e^{j\phi(t)} \quad \text{(III .4)}$$

A travers cette représentation polaire, les trois grandeurs suivantes sont introduites l'amplitude instantanée (enveloppe)

$$a(t) = |x_a(t)| = \sqrt{\left(x(t)\right)^2 + \left(\hat{x}(t)\right)^2} \quad \text{(III .5)}$$

- **La phase instantanée**

$$\phi(t) = arg\{x_a(t)\} \quad \text{(III .6)}$$

- **la fréquence instantanée en *Hz***

$$f(t) = (1/2\pi) \cdot (d\phi(t)/dt) \quad \text{(III .7)}$$

Ces grandeurs instantanées sont utilisées dans de nombreuses applications pour mesurer et extraire les caractéristiques locales du signal [37]. Les modulations dans le signal PCG peuvent également être révélées de cette manière.

III.6.2-Seuillage

Il a été démontré qu'un seuil est un facteur sensible dans l'analyse de PCG avec l'algorithme de détection d'enveloppe car il est fortement lié à la condition d'enregistrement par

le stéthoscope, la différence personnelle, etc. De plus, les paramètres diagnostiques résultants (t_1,t_2,t_{12},t_{21}et t_T) peuvent avoir un bon potentiel pour le diagnostic et le dépistage des malformations cardiaques. Pourtant, ces paramètres dépendent de manière significative d'un seuil sélectionné, par exemple, malgré le son normal, il est parfois reconnu comme un son anormal en appliquant un seuil inapproprié. Un seuil approprié doit être sélectionné en tenant compte de la personne ou du type de pathologie. De plus, la plage sélectionnable de seuil est préférable d'être sélectionnée de manière expérimentale entre 10%et 70 % [32].

III.6.3-Morphologie mathématique

La MM basée sur la théorie des ensembles est très courante dans le domaine du traitement du signal en raison de sa robustesse et de son calcul simple et rapide. La MM a été initialement utilisée pour le traitement d'images (MM).

Les quatre opérateurs morphologiques de base, à savoir l'érosion ($\ominus$), la dilatation ($\oplus$), l'ouverture (o) et la fermeture (•) sont souvent utilisés pour diverses applications et produisent un signal plus simple que le signal initial, en adoucissant ce dernier de manière non linéaire. L'érosion et la dilatation sont les deux opérateurs fondamentaux, les opérateurs ouverture et fermeture sont procédés de l'érosion et de la dilatation [33].

- **Érosion :** L'érosion rétrécit les pics et les lignes de crête. Les pics plus étroits que l'élément structurant disparaissent. En même temps, il élargit les creux et les minimas Pour obtenir l'érosion d'un signal original$x(t)$, on donne à $x(t)$ sa valeur minimale dans le domaine de l'élément structurant B, et on fait cela pour chaque nouveau déplacement de l'élément structurant B. L'érosion de $x(t)$par un élément structurant plan B est représentée par l'équation suivante

$$(x \ominus B)(n) = \min_{m=0,1,\dots,M-1}\{x(n) - B(m)\} \qquad \text{(III .8)}$$

- **Dilatation :** La dilatation produit l'effet inverse de l'érosion (remplit les creux et épaissit les pics). Pour obtenir la dilatation d'un signal$x(t)$, on donne à $x(t)$sa valeur maximale dans le domaine de l'élément structurant *B*, et on fait cela pour chaque nouveau déplacement de l'élément structurant$B$. La dilatation de la fonction $x(t)$par un élément structurant plan B est représentée par l'équation suivante

$$(x \oplus B)(n) = \max_{m=0,1,\dots,M-1}\{x(n) + B(m)\} \qquad \text{(III .9)}$$

- **Ouverture** : L'ouverture se situe en dessous du signal initial$x(t)$.Pour obtenir l'ouverture nous appliquons à$x(t)$ l'érosion suivie d'une dilatation comme suit

$$(xoB)(n) = (x \ominus B) \oplus B(3.5) \quad \text{(III .10)}$$

- **Fermeture :** La fermeture se situe au-dessus du signal initial $x(t)$.Pour obtenir l'ouverture nous appliquons à $x(t)$l'érosion suivie d'une dilatation comme suit

$$(x \bullet B)(n) = (x \oplus B) \ominus B \ (3.6) \quad \text{(III .11)}$$

La fermeture et l'ouverture fonctionnent comme des filtres. En effet, l'ouverture supprime les pics mais préserve les creux, par contre la fermeture supprime les creux [33].

L'élément structurant (ES) est le composant le plus important de l'analyse morphologique après le choix de l'opérateur morphologique, puisque le signal ne peut être conservé que si la forme du signal correspond à celle de l'ES. Par conséquent, la forme, la longueur et l'amplitude de l'ES doivent être choisies en fonction du signal à traiter. Les formes de l'élément structurant peuvent varier régulièrement ou irrégulièrement, tel qu'un triangle, un trait (plat) ou un demi-cercle comme décrit sur la Figure III.27.

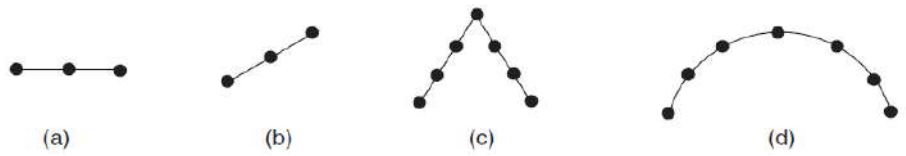


Figure III. 27: Formes des éléments structurants : (a) plat, (b) linéaire, (c) triangulaire et (d) semi-circulaire [35].

Car l'ouverture élimine les pics positifs plus étroits que l'ES. La fermeture élimine les pics négatifs plus étroits que l'ES, on utilise ces deux opérateurs pour filtrer le signal d'enveloppe des pics apparaissant après l'application du seuillage.

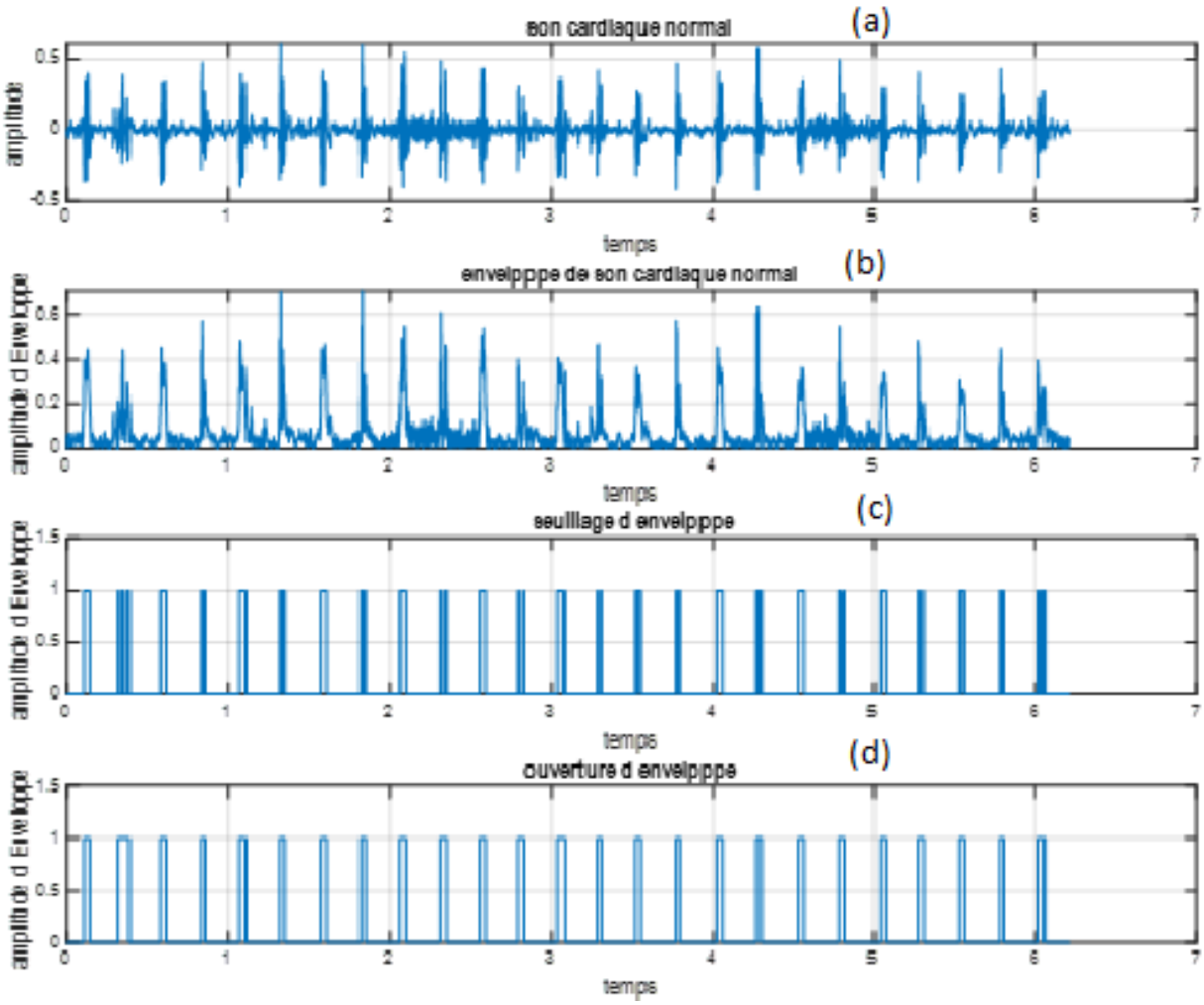


Figure III. 28: Le signal PCG, l'enveloppe de signal PCG ,seuillage d'enveloppe, ouverture d'enveloppe.

Ces algorithmes ont été implémentés avec le programme MATLAB. Ensuite, en utilisant les paramètres de diagnostic calculés à partir des enveloppes extraites, nous utilisons ces paramètres pour classifier les signaux PCG en utilisant l'algorithme MLP.

III.6.4-Extraction des caractéristiques

Le premier son cardiaque S1 et le deuxième son cardiaque S2 pourraient jouer un rôle important dans l'analyse du son cardiaque, en particulier la segmentation du son cardiaque [32]. Pour cette raison, nous proposons une méthode de segmentation basant sur la morphologie mathématique et transformé de Hilbert. Cette méthode consiste à extraire les caractéristiques spécifiques du signal PCG qui sontS_1,S_2 systole, diastole et le cycle cardiaque. Par conséquent, pour l'étape suivante d'analyse et de diagnostic des sons cardiaques, nous avons utilisé les

paramètres de diagnostic t_1, t_2, t_{12} ,t_{21} et $t_T$comme le montre la Figure III.29 et le Tableau III.5 qui résume la définition de ces paramètres. Ces paramètres sont calculés à partir de la courbe enveloppe des signaux PCG et la valeur seuil qui peut être modifiée en fonction de la personne ou du type de pathologie, peut être sélectionnée à une valeur appropriée [32].

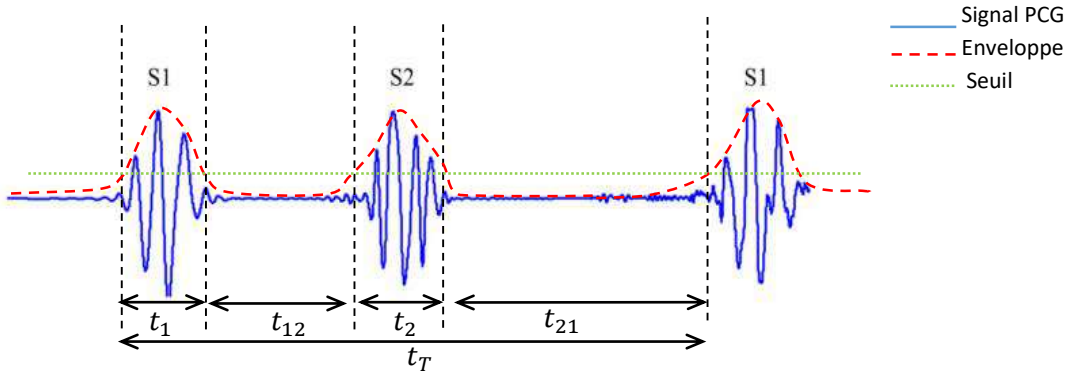


Figure III. 29: Les paramètres de diagnostic t_1, t_2, t_12, t_21 et t_T.

Tableau III.5 : Définition des paramètres de diagnostic.

Paramètres	Signification
t_1	Temps de S_1
t_{12}	Temps de S_2
t_2	Temps de systole
t_{21}	Temps de diastole
t_T	Temps de cycle cardiaque

III.6.5-Décomposition

Cette décomposition consiste à séparer le signal PCG divisé en deux parties:

- Partie 1 : Nous utilisons 75 % du signal PCG d'origine pour la partie apprentissage du réseau de neurones.
- Partie 2 : La deuxième partie des 25 % du signal de test, (15 % pour la validation et 10 % pour le test final).

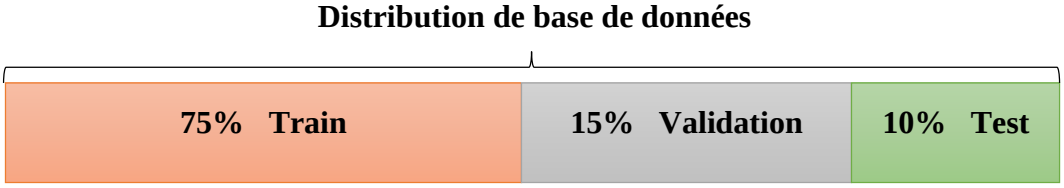


Figure III. 30: Décomposition des fichiers.

III.6.6-Remplissage des signaux

Après l'étape de segmentation et de prétraitement, l'étape suivante consiste à prendre chaque signal PCG comme vecteur ligne et à placer les différents signaux dans une matrice dans un ordre (cible) bien défini.

0 .0423	0.0563	0.0762	0.0123	0.0983	0.0346	0.0321	0.0536	0.0378

Figure III. 31: Remplissage des signaux.

III.6.7-Enregistrement

Après avoir effectué les étapes précédentes, nous sauvegardons la base de données sous la forme un fichier CSV à l'aide d'une commande dans « csvwrite » de Matlab (Figure III.32).:

0.0423	0.0563	0.0762	0.0123	0.0983	0.0346	0.0321	0.0536	0.0378	0.0423
0.0694	0.0374	0.0639	0.0498	0.0128	0.0178	0.0839	0.1902	0.7391	0.0937
0.1365	0.2190	0.0485	0.1489	0.3294	0.2189	0.8579	0.1958	0.8291	0.1284



Figure III. 32: Enregistrement sous forme csv.

III.7-Deuxième Modèle MLP utiliser

III.7.1-Architecture MLP de 2émé méthode

La deuxième Architecture MLP utilisée dans cette deuxième méthode est montré à la Figure III.33.

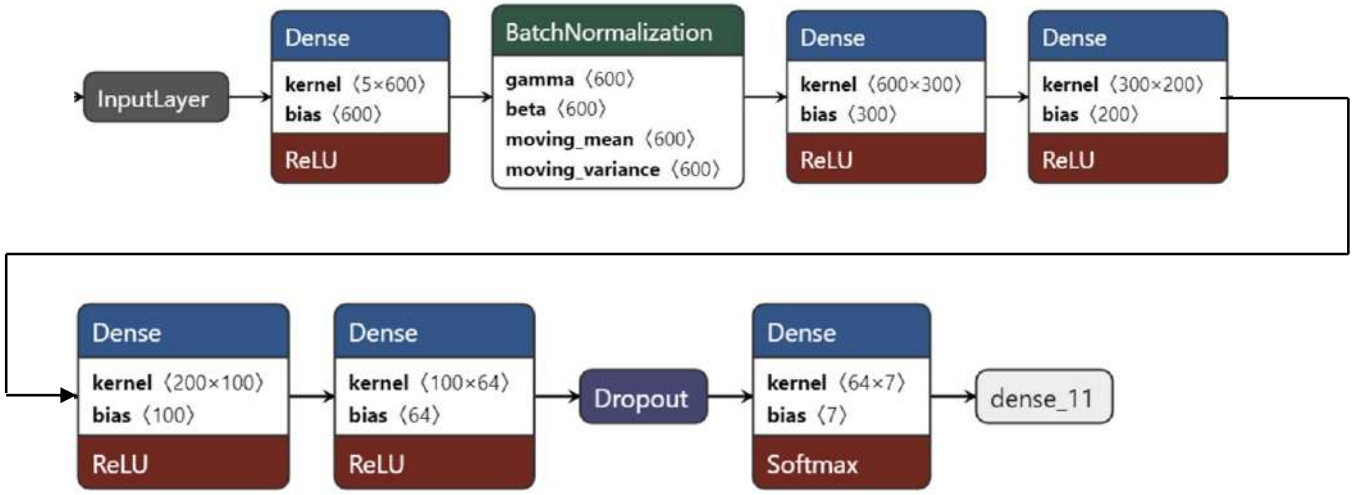


Figure III. 33: Deuxième Architecture MLP.

III.7.2-Multilayer precptron deuxième méthode

Le premier modèle est donc composé de sept couches de dense. Les signaux PCG en entrée sont en formes des vecteurs lignes de longueur 5 points (une ligne et 5 colonnes). La fonction d'activation ReLu est utilisée à chaque fois qu'on passe par une couche de cette fonction d'activation force les neurones à retourner des valeurs positives et on a ajouté 2 couches Batch Normalisation et dropout pour améliorer le résultat. La dernière couche d'un perceptron multicouche utilise la fonction d'activation softmax.

III.7.3-Résultats obtenus

III.7.3.1-Graphe de précision et d'erreur

La Figure III .34 montre le graphe de précision et d'erreur avec un nombre d'époques égales 200

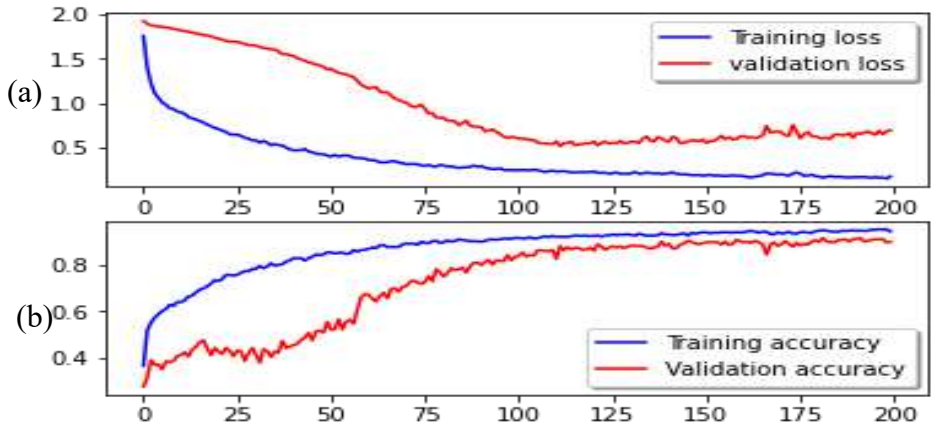


Figure III. 34: (a) Graphe d'erreur (b)Graphe de précision.

La Figure III.34b La précision de l'apprentissage et de la validation augmente dans l'intervalle du nombre d'époques [0-100] et dans l'intervalle [100-200] la validation et l'apprentissage reste presque stationnaire dans le niveau (0.90)

La Figure III.34a L'erreur d'apprentissage et de la validation diminue dans l'intervalle du nombre d'époques [0-100] et dans l'intervalle [80-200], la validation se stabilise dans le niveau (0.9) et l'apprentissage stabilise (0 .1)

III.7.3.2-Rapport de classification

La figure suivante montre le taux de précision de recall et de f1-score de chaque type de maladie (2 éme méthode) :

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	1.00	1.00	4
1	1.00	0.88	0.93	8
2	1.00	1.00	1.00	6
3	0.83	1.00	0.91	5
4	0.91	0.91	0.91	11
5	1.00	1.00	1.00	9
6	1.00	1.00	1.00	4
accuracy			0.96	47
macro avg	0.96	0.97	0.96	47
weighted avg	0.96	0.96	0.96	47

Figure III. 35: le taux de précision de recall et de f1-score de chaque type.

Pour la classification avec l'algorithme MLP pour les classes 0, 2,5 et 6 le taux de précision est de 100%, le f1-score est de 100% ce qui est montre un très bon résultat de classification. Et pour l'autre classe 1,3 et 4, le taux de précision est compris entre 83% et 100%, et le f1-score est compris entre 91% et 93% ce qui présente également un bon résultat de classification.

III.7.3.3-Matrice de Confusion de 2émé méthode

La Figure III.36 représente la matrice confusion, elle résume les résultats de prédictions et permet d'évaluer les performances de notre modèle de classification. Chaque ligne correspond à une classe réelle, chaque colonne correspond à une classe estimée. Nous avons 7 classes d'où notre matrice de confusion est de 7×7.

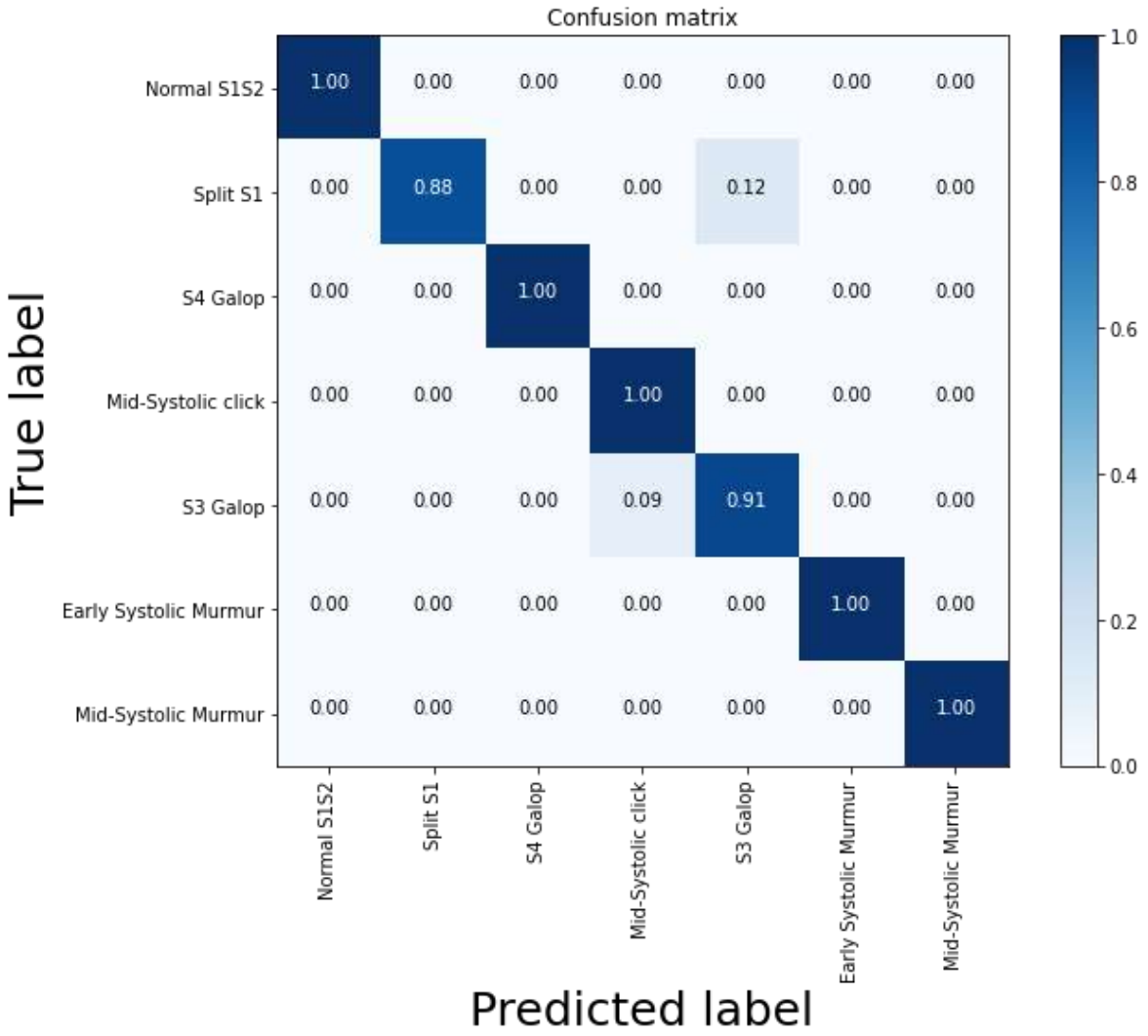


Figure III. 36: Matrice de Confusion de 2éme méthode.

Dans cette matrice, on remarque que les classes 1, 3,4,6 et 7 sont bien classés, par contre les classes 2 et 5 (Split S1),(S3 Galop), leurs classifications sont moins efficaces par rapport aux autres classes. Puisque, la classe 2 (Split S1) 88% est bien classé mais 12% sont classés comme maladie de classe 5 (s3 galop). Cette mauvaise classification est survenue car les deux classes sont très similaires comme le montre les Figures III.37.



Figure III. 37: Early Systolic Murmur, Mid-Systolic Murmur**.**

De plus, on trouve que 0.09% de la classe 5 est classé comme maladie de classe 4 (MidSystolic click) car ces classes sont également très similaires.

III.8-Comparaison entre les deux méthodes

Le Tableau III.6 présente une comparaison de deux méthodes utilisés pour la classification multi classe., on remarque que les deux approches donnent des bons résultats, mais la plus optimale qui répond mieux à notre problématique c'est la deuxième approche qui a donné une meilleure accuracy de 96% par rapport à la première approche qui a donné une accuracy de 91%.

Tableau III.6 : comparatif de deux méthodes utilisées pour la classification multi classe.

		Précision	recall	F1-score	accuracy	Matrice de Confusion
1ère Méthode	**0**	1.00	1.00	1.00	0.91	1.00
	1	0.89	1.00	0.94		1.00
	2	1.00	0.77	0.87		0.64
	3	1.00	1.00	1.00		1.00
	4	0.79	1.00	0.88		1.00
	5	0.85	0.79	0.81		0.88
	6	0.84	0.89	0.86		0.75
2ème Méthode	**0**	1.00	1.00	1.00	0.96	1.00
	1	1.00	0.88	0.93		0.88
	2	1.00	1.00	1.00		1.00
	3	0.83	1.00	0.91		1.00
	4	0.91	0.91	0.91		0.91
	5	1.00	1.00	1.00		1.00
	6	1.00	1.00	1.00		1.00

III.9-Résultats des tests expérimentaux

Dans cette partie nous utilisons les signaux PCG de test final qui ne sont pas exploités ultérieurement par notre modèle MLP. La Figure III.38 représente les différentes étapes pour tester notre modèle.

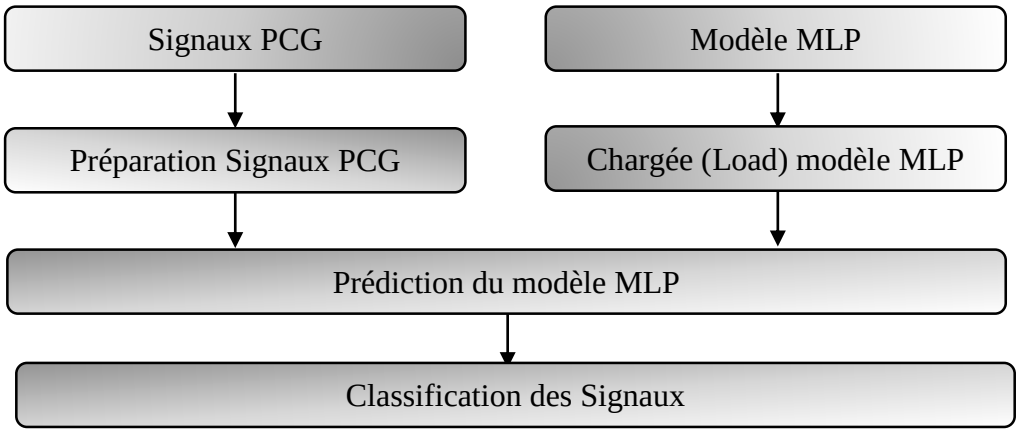


Figure III. 38: Les étapes pour le test final de model MLP.

III.9.1-Load modèle

Pour tester notre meilleur modèle des résultats précédents, nous avons utilisé la commande de « load_model » pour charger notre modèle.

III.9.2-Préparation des signaux

La préparation des signaux passe par les étapes suivantes :

- Introduit les signaux PCG de test avec la commande « pandas.read_csv ».
- Prendre les valeurs depuis le fichier csv avec la commande « data.values ».
- Reformulation des signaux.

III.9.3- Prédiction et classement des signaux

Après la préparation des signaux et le chargement de notre propre modèle MLP, nous utilisons la commande « modèle.predict » pour classifier les signaux utilisées. Les résultats de cette prédiction sont présentés dans les Figures III.39 et III.40.

```
[4, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
[0, 3, 0, 0, 1, 0, 0]
[0, 0, 4, 0, 0, 0, 0]
[0, 0, 0, 3, 0, 1, 0]
[0, 0, 0, 0, 4, 0, 0]
[0, 0, 0, 0, 0, 4, 0]
[0, 0, 0, 0, 0, 0, 4]
```

Figure III. 39: Matrice de confusion par numéro de classe utilisé.

Nous avons utilisé 28 signaux PCG de test final. La Figure III.40 qui montre la matrice de confusion.

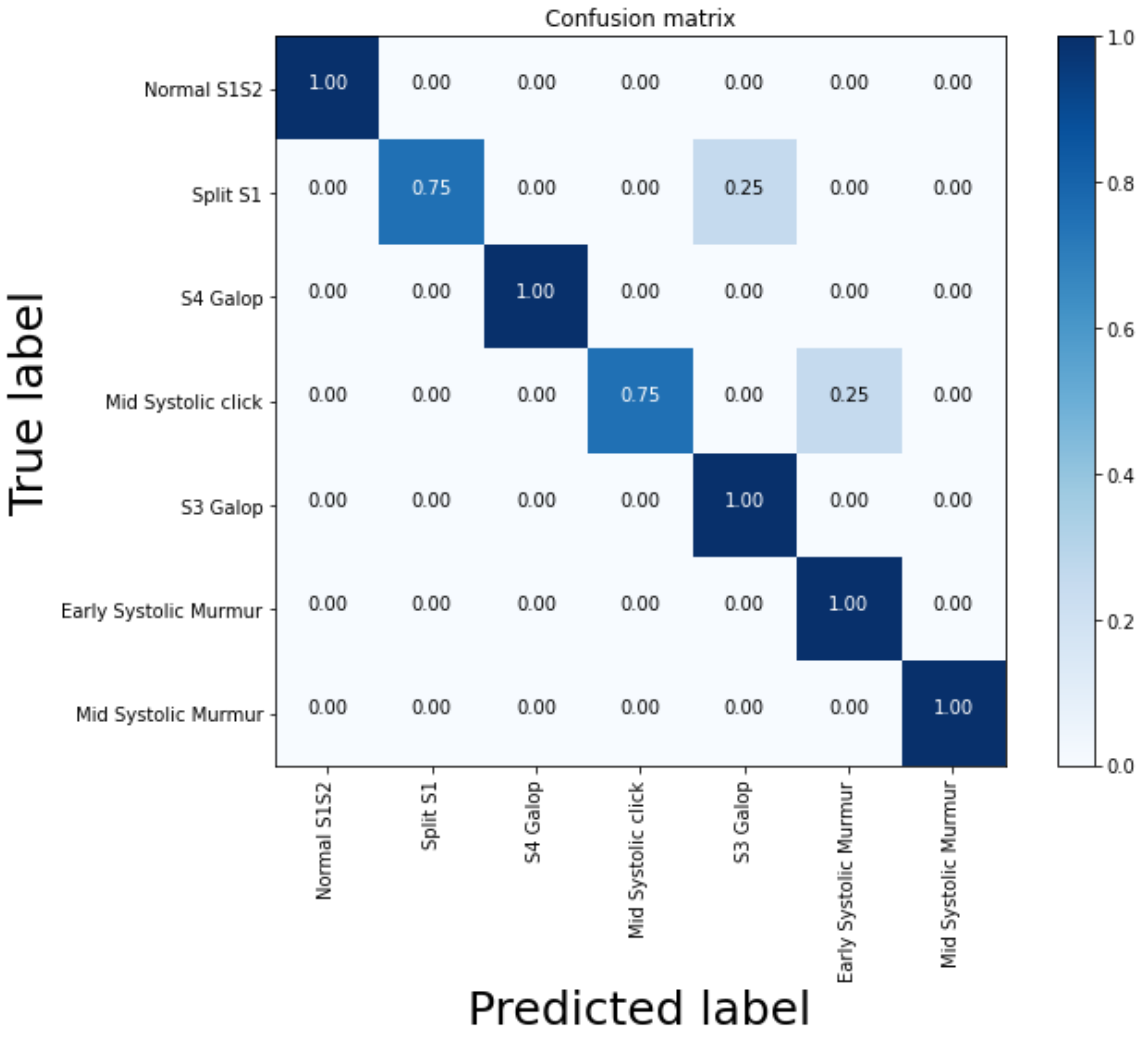


Figure III. 40: Matrice de confusion de test final.

La Figure III.40 illustre de près la position de ces métriques pour chaque classe.

Dans cette matrice, on remarque que les classes 1,3,5,6 et 7 sont bien classé 100%, par contre les classes 2 et 4 (Split S1),(Mid systolic click) sont classés moins efficacement par rapport aux autres classes. Puisque, la classe 2 (Split S1) 75% est bien classé mais 25% sont classé comme maladie de classe 5(s3 galop) car les deux classes sont très similaires comme déjà expliqué**.** Egalement, on trouve que 25% de la classe 4 est classé comme maladie de classe 6 (Early Systolic Murmur).

Nous avons calculé les la précision et l'erreur absolue de test avec les commandes « accuracy_score », « mean_absolute_error » qui nous donne les résultats suivants :

Tableau III.7 : représentation de résultat de test final.

	Accuracy	**MAE**
Résultat de test final	92%	0.17

III.10 - Implémentation

III.10.1 - Raspberry Pi

Le Raspberry Pi est une petite ordinatrice monocarte. En connectant des périphériques comme un clavier, une souris, un moniteur, etc. au Raspberry Pi, il agira comme un mini-ordinateur personnel. Il est plus lent qu'un ordinateur portable ou de bureau, mais reste un ordinateur capable de fournir toutes les fonctionnalités ou fonctions attendues avec une faible consommation d'énergie.

La Fondation Raspberry Pi fournit officiellement le système d'exploitation Raspbian basé sur Debian. En outre, ils fournissent le système d'exploitation NOOBS pour Raspberry Pi, nous pouvons installer plusieurs versions de système d'exploitation tiers comme Ubuntu, Archlinux, RISC OS, Windows 10 IOT Core, etc.

Raspbian OS est le système d'exploitation officiel dont l'utilisation est gratuite. Le système d'exploitation a été efficacement optimisé pour le Raspberry Pi. Raspbian possède une interface graphique, comprenant des outils de navigation, la programmation Python, etc.

Nous devrions utiliser la carte SD pour stocker l'OS (système d'exploitation). Raspberry Pi a basé ARM Broadcom Processor SoC avec puce GPU (Unité de traitement graphique) [38].

III.10.2 - Raspberry Pi B+

Le Raspberry Pi 3 modèle B+ est le dernier produit de la gamme Raspberry Pi 3, doté d'un processeur 64-bit quad core fonctionnant à 1.4GHz, dual-band 2.4GHz et 5GHz sans fil LAN, Bluetooth 4.2/BLE, Ethernet plus rapide, et PoE capacité via un PoE HAT séparé (figure III-41) [39].



Figure III. 41: Raspberry Pi 3B.

III.10.3 - Caractéristiques du Raspberry Pi 3 B

Le Tableau III.8 rassemble quelques caractéristiques du Raspberry Pi 3 B+

Tableau III.8: Caractéristiques du Raspberry Pi 3 B+

Processeur	Broadcom BCM2837B0, Cortex-A53 64-bit SoC @1.4GHz.
Ram	1GB LPDDR2 SDRAM
Connéctivité	2.4GHz and 5GHz IEEE 802.11.b/g/n/ac wireless Lan, Bluetooth 4.2, BLE Gigabit Ethernet over USB 2.0 4 USB 2.0 Ports
Accès	En-tête GPIO étendu à 40 Broches
Vidéo & Son	Full Size HDMI Port d'affichage MIPI DSI pour connecter un écran tactile Raspberry Pi Port de caméra MIPI CSI pour connecter une caméra Raspberry Pi Sortie stéréo à 4 pôles et port vidéo composite
Carte SD	Port Micro SD pour le chargement du système d'exploitation et stockage des données
Input Power	5V/2.5A DC via un connecteur micro USB 5V DC via un GPIO Alimentation par Ethernet (PoE) activée (nécessite un HAT PoE distinct)
environnement	Température de fonctionnement $[0-50]°C$

III.10.4 - Préparation des données

Premièrement nous avons converti notre propre modèle MLP sauvegardé du format « .h5 » au format « .tflite », comme le montre la Figure III.42 :

- Chargement du modèle : nous avons chargé notre propre modèle réaliser avec la commande «load_model».
- Conversion du modèle: nous avons utilisé la bibliothèque «tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model» pour convertir le modèle de la forme «.h5» a la forme «.tflite».
- Enregistrement du modèle : nous avons ouvrir un nouveau fichier sous forme«tflite» et sauvegarder le modèle convertir dans ce fichier.

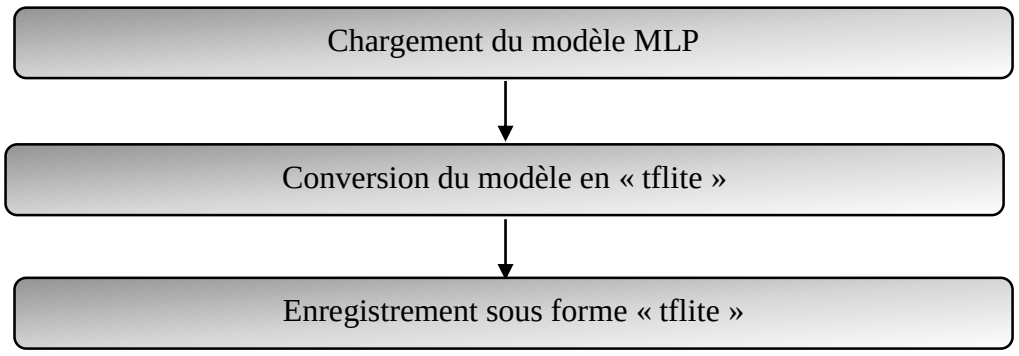


Figure III. 42: Préparation des données (Raspberry).

III.10.5 -Résultat d'Implémentation

Après avoir effectué la partie de préparation des données et le chargement de notre modèle, nous avons essayé de tester notre modèle sur des signaux de test finale avec une fonction de prédiction. Ensuite nous avons calculé la durée de prédiction, la figure III.43 représente les résultats de prédiction pour un seul signal.

```
[1 5]
0
Normal S1S2
prediction time is 14.12265600038154 ms
```

Figure III. 43: Résultats de la prédiction d'un seul signal.

D'après l'étude approfondi de ces résultats de Raspberry Pi 3B+, avons déduit que la prédiction est très rapide et fiable par rapport à un médecin.

Nous avons également testé sur plusieurs signaux au même temps et affiché le temps de prédictions, la Figure III.44 représente les différents résultats obtenus.

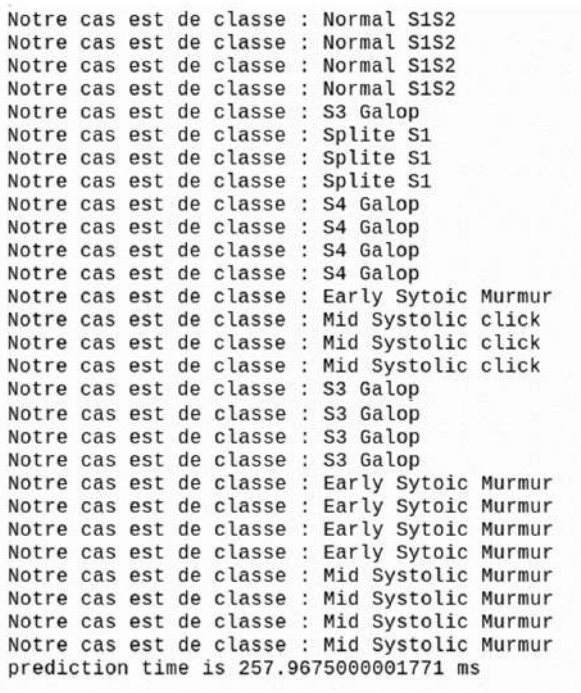


Figure III. 44: Résultats de la prédiction pour 28 cas au même temps.

Nous remarquons que pour 28 signaux (personnes) nous avons 26 signaux (personnes) classés juste mais deux signaux sont mal classés car, comme déjà expliqué, les signaux de la 2éme et la 5éme classes sont un peu similaires, la même chose pour la classe 4 et 6. De plus, on a une durée de prédiction de 0.257s c'est très rapide et fiable par rapport au diagnostic d'un médecin.

Tableau III.9: Résultats des implémentations.

	PC		**Raspberry Pi**
	Modèle h5	**Modèle tflite**	**tflite**
1 personne	0.055s	0.004s	0.014s
28 personnes	0.089s	0.020s	0.257s

D'après les résultats du Tableau III.9 on peut déduire que le modèle « tflite » plus rapide que le modéle « h5 ».

On a aussi pour le Raspberry Pi 3B+ à une durée de prédiction (exécution) est très rapide par rapport aux autres cartes.

III.11-Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre notre système réalisé pour la classification des signaux PCG basée sur deux méthodes à savoir première méthode avec les indicateurs scalaires et la deuxième méthode par segmentation des signaux PCG avec l'algorithme de Deep Learning MLP. Les résultats obtenus montrent l'efficacité des deux approches proposées pour la classification multi-classe des signaux PCG. Ainsi, une étude comparative entre les deux approches a été présentée. En outre, une validation avec des nouveaux signaux ne jamais utilisé auparavant par notre modèle MLP donne une accuracy 92%, ce qui approuve notre résultat précédent. Finalement, Après le teste finale des signaux PCG, nous avons implémenté notre meilleure modèle MLP sur la carte Raspberry pi 3B+, et nous avons l'utilisé pour tester des signaux PCG. Les résultats obtenus montrent la rapidité la fiabilité et l'efficacité de notre méthode par rapport au diagnostic classique par un médecin.

Conclusion Générale

Conclusion Général

Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'analyse du signal phono-cardiogramme pour la détection des pathologies cardiaques. Nous avons abordé les notions générales de l'anatomie du système cardiovasculaire et les pathologies qui l'affectent ainsi la phonocardiographie et les bruits cardiaques qui permettent d'avoir une étude sur l'enregistrement et l'analyse de ces sons.

De plus, nous avons présenté des notions fondamentales des réseaux de neurones en général et des MLP en particulier. Nous avons introduit ces MLP en présentant les différents types de couches utilisées dans la classification : la couche (feed-forward), le perceptron monocouche, le perceptron multicouche (PMC), réseaux récurrents (feed-back). Nous avons parlé aussi sur les méthodes de régularisation (dropout et batch normalization) utilisées pour éviter le problème d'apprentissage. Avant de passer aux classifications, on a proposé deux approches qui concernent les caractéristiques des signaux PCG, la première approche est faite par les indicateurs scalaires et la deuxième approche par segmentation des signaux PCG.
La classification a été faite avec le langage de programmation python et on a utilisé des bibliothèques pour faciliter la tâche de création de nos modèles et pour l'accélération du training.

Nous avons utilisé deux modèles de perceptron multicouche avec différentes architectures: le premier à 6 couches et la deuxième à 8 couches. Ensuite, Nous avons appliqué chacun de ces modèles de test qui consistent à changer le nombre d'époques à chaque fois, et afficher à la fin la matrice de confusion pour récupérer le résultat de classification des signaux PCG. Nous terminons le travail par un tableau récapitulatif et comparatif des deux méthodes.

Finalement, on a propose un système intelligent capable de classer les signaux PCG d'une façon automatique et précise. Puis nous présenterons l'implémentation le modèle d'intelligence artificielle sur la Catre raspbarry pi B+. Enfin nous présenterons des tests effectués pour valider l'efficacité du traitement proposé.

L'utilisation de Deep Learning nous a permis de développer une technique de classification automatique des maladies cardiovasculaires et d'obtenir de bons résultats ce qui est très important dans le domaine de la santé où la précision peut sauver des vies humaines.

Bibliographies

Bibliographies

[1] P. Salhhammoudi, "Le cours d'anatomie, chapitre 3 système cardio-circulatoire", 2émeédition 2004.

[2] LAMRAOUI HASNA, Caractérisation du signal phonocardiogramme, Université HadjLakhdar Batna 2,Faculté de Technologie, Département d'Électronique, Mémoire, Présentépour l'obtention du diplôme de, MAGISTER en Électronique, Année 2015/2016,page5,7,8,9,10,13,14,17,18,19,24,25,26

[3] P. Jean hamburger, "Principe de réanimation médicale", 5éme édition 2004.

[4] A.K. Abbas, R. Bassam, "Phonocardiography Signal Processing", Morgan & Claypool 2009

[5] P. Rose marie hamladjie, "Précis de sémiologie", Belgique 1985.

[6] http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/phonocardiographie/15342., Date de consultation. 20/04/2014.

[7] P. Brendan, "The Human Heart, A Basic Guide to Heart Disease, 2nd Edition", Lippincott Williams & Wilkins, 2007.

[8] investopedia. Artificial Intelligence (AI). 2018 ;Availablefrom: https://www.investopedia.com/terms/a/artificial-intelligence-ai.asp.

[9] Encyclopedia Britannica, Artificial intelligence. 2020, August 11.

[10] Bullinaria, J.A., IAI: The Roots, Goals and Sub-fields of AI. URL https://www. cs. bham. ac. uk/~ jxb/IAI/w2. pdf, 2005.

[11] ZACCONE Giancarlo, MD REZAUL Karim, MENSHAWY Ahmed. Deep learning with tensorflow. 2017

[12] Mohammed, M., M.B. Khan, and E.B.M. Bashier, Machine learning: algorithms and applications. 2016: Crc Press.

[13] Dr. Adrian Rosebrock, *Deep Learning for Computer Vision with Python: Starter Bundle*. [United States] :PyImageSearch, ©2017, 2017.

[14] CAMILLO COLGI, The neuron doctrine - theory and facts Nobel Lecture December 11,

1906, Pages 189–217.

[15] MO COSTANDI, The Discovery of The Neuron, History of Neuroscience,

Neuroscience, Tuesday, August 29, 2006

[16] NAKAMOTO Pat. Neural networks and deep learning: deep learning explained to your granny a visual introduction for beginners who want to make their own deep learning neural network. 2017

[17] TOUZET Claude. Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme. 1992

[18] Alp Mestan, Introduction aux Réseaux de Neurones Artificiels FeedForward, http://alp. developpez.com/tutoriels/intelligence-artificielle/reseaux-de-neurones, 2008.

[19] PARIZEAU Marc. Réseaux de neurones. 2004Figuureeee [18] A. Géron, Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, vol. 53, no 9. 2019

[20] Rosebrock, A., Deep Learning for Computer Vision with Python: Starter Bundle2017: PyImageSearch.

[21] Yamashita, R., et al., Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. Insights into imaging, 2018. **9**(4): p. 611-629.

[22] https://fr.mathworks.com/products/matlab.html , consultez le 28/05/2022.

[23] https://www.python.org/ consultez le 28/05/2022.

[24] L. DEKKICHE << Classification des arythmies ECG avec des méthodes de Machine Learning et de Deep Learning >> mémoire de fin d'études, Université de Mouloud Mammri de Tizi ouazou , le 25 septembre 2020

[25] https://www.tensorflow.org/ consultez le 28/05/2022.

[26] https://keras.io/ consultez le 28/05/2022.

[27] << Bibliothèque des sons cardiaques et des murmures >> Lien : https://www.med.umich.edu/lrc/psb_open/html/repo/primer_heartsound/primer_heartsound.html

[28] P. Careena, M. Mary Synthuja Jain Preetha, P. Arun . Detection of Murmur from Time Domain Features of Heart Sounds – an Investigation . International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE) ISSN: 2277-3878, Volume-8, Issue-1S4, June 2019

[29] Junjun Chen , Bing Xu, and Xin Zhang Hindawi. A Vibration Feature Extraction Method Based on Time-Domain Dimensional Parameters and Mahalanobis Distance.
Mathematical Problems in Engineering Volume 2021, Article ID 2498178, 12 pages

[30] Abd Kadir Mahamad* and Takashi Hiyama . Development of Artificial Neural Network Based Fault Diagnosis of Induction Motor Bearing . 2nd IEEE International Conference on Power and Energy (PECon 08), December 1-3, 2008, Johor Baharu, Malaysia.

[31]:https://machinelearningmastery.com/k-fold-cross validation/?fbclid=IwAR1PjjraiF5OdY9xK_GIIxVnQFOCW808PIOIG0avRiYNlfaHegOFPP1gW60 . consultez le 28/05/2022.

[32] Jiang, Z., & Choi, S. (2006). A cardiac sound characteristic waveform method for in-home heart disorder monitoring with electric stethoscope. Expert Systems with Applications, 31(2), 286–298[]

[33] J. Serra, Morphological filtering: an overview, Signal Processing 38 (4) (1994) 3–11.

[34] Chen CS, Wu JL, Hung YP. Theoretical aspects of vertically invariant gray- level morphological operators and their application on adaptive signal and image filtering. IEEE Transactions on SignalProcessing. 1999;47(4):1049-1060

[35] Patel, V. N., Tandon, N., & Pandey, R. K. (2011). Improving defect detection of rolling element bearings in the presence of external vibrations using adaptive noise cancellation and multiscale morphology. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology, 226(2), 150–162. doi:10.1177/1350650111425750.

[36] Feldman, M., & Braun, S. (1997). Description of free responses of SDOF systems via the phase plane and Hilbert transform: The concepts of envelope and instantaneous frequency. In Proceedings of SPI, Orlando, Florida (Vol. 3089, pp. 973–979).

[37] B. Boashash, Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal-part 1: Fundamentals, proceedings of the IEEE, vol 80, no 4, (1992), 520 – 538, doi: 10.1109/5.135376

[38] https://www.electronicwings.com/raspberry-pi/raspberry-pi-introduction.consultez le 28/05/2022.

[39] https://raspberrypi.dk/en/product/raspberry-pi-3-model-b-plus-2.Consultez le 28/05/2022.