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 : Télécommunications

Spécialité : Système des Télécommunications

Extraction des Caractéristiques Fréquentiels pour la Classification des Maladies Cardiaques par Phonocardiogrammes

Présentés par :

BESSERI Ilham

TOBBAL Soumia

Proposés et Dirigés par :

M. REBIAI Mohamed

M. BERKANI Mohamed Rafik Aymene

Promotion 2024

Remerciement

Avant tout, nous remercions Allah, le tout puissant de nous avoir donné le courage et la patience pour terminer ce travail.

Nos remerciements vont à ***Monsieur REBIAI Mohamed*** *et* ***Monsieur BERKANI Mohamed Rafik Aymene****, nos encadreurs, pour leurs conseils, leurs sincères contributions à la réalisation de notre travail, et pour la qualité exceptionnelle de leur encadrement, pour leur patience, leur rigueur et leur disponibilité durant la préparation de ce mémoire.*

Nous exprimons nos sincères remerciements aux membres du jury, ***Monsieur TOUBAL Abdelmoughni*** *et* ***Monsieur LACHENANI Sidahmed****, pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant de faire partie du jury.*

Nous tenons également à remercier tous les membres de nos familles pour leur aide tout au long de la réalisation de ce travail.

Dédicace

Grace à Allah, le tout puissant, j'ai achevé la réalisation de ce modeste travail que je tiens très chaleureusement à le dédier à :

Mes parents, source d'amour, qui ont sacrifié pour je puisse arriver jusque-là, qui m'ont encouragé et soutenu durant mon cursus et pour leurs patiences. Qu'Allah les protège et les garde pour moi.

Ma sœur Manel, qui a toujours été présente pour moi en cas de besoin.

Toute ma famille source de confort et de bien-être.

Mes très chères amies Nour et Farah, pour tous les moments d'échange et de débat, et pour leur aide et soutien constants.

Mon binôme Soumia, avec laquelle j'ai eu le plaisir de partager ce travail. Je te souhait beaucoup de réussite à l'avenir.

BESSERI Ilham

Dédicace

C'est avec des sentiments profonds de respect et d'amour que je dédie ce travail aux êtres les plus chers à mon cœur

À ma mère, Khadidja, qui m'a soutenu tout au long de ma vie, m'a aidé durant des années d'études, m'a enseigné l'amour du travail et le bon comportement. Son amour infini et sa bienveillance jour et nuit sont des trésors que je chérirai toujours.

À mon cher père, Abdelhafid, pour être le modèle parfait de soutien paternel, pour ses encouragements et son aide depuis mes premiers pas dans les études jusqu'à ce jour.

Je souhaite exprimer ma gratitude spéciale envers mon mari, Karim, pour son soutien inconditionnel tout au long de cette période. Sa présence bienveillante et son encouragement constant ont été des sources de force et de motivation.

À mes frères, mes sœurs et toute ma famille Tobbal et la famille de mon mari kheddar

À mon binôme, Ilham, qui m'a accompagné pas à pas tout au long de ce travail.

À mes meilleures amies, Nour et Farah.

TOBBAL Soumia

ملخص

ان تعقيد تصنيف نبضات القلب وفقا لأمراض مختلفة يشجع الباحثين على تطوير تقنيات التصنيف التلقائي لأمراض القلب والأوعية الدموية من أجل تحسين دقة التشخيص. تناولنا في هذه الدراسة كلا من الجوانب النظرية المتعلقة بعمل القلب البشري وامراض القلب والأوعية الدموية، بالإضافة إلى المفاهيم الأساسية للذكاء الاصطناعي، موضحين مفاهيم مثل التعلم الآلي ML والتعلم العميق DL. بعد ذلك نقترح نظاما ذكيا قادرا على اكتشاف وتصنيف الأمراض المختلفة وأصوات القلب من إشارات و يتضمن نهجنا المعالجة المسبق لإشارات يليها التصنيف باستخدام شبكة عصبية التفافية CNN. وأخيرًا، حقق نموذجنا دقة بلغت 99.51%.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي، التعلم الآلي، التعلم العميق، شبكة عصبية التفافية CNN، MFCC، CWT.

Résumé

La complexité de classifier les battements du signal PCG selon différentes pathologies incite les chercheurs à développer des techniques de classification automatique des maladies cardiovasculaires pour améliorer la précision du diagnostic. Dans cette étude, nous avons abordé à la fois les aspects théoriques liés au fonctionnement du cœur humain et aux maladies cardiovasculaires, ainsi que les concepts fondamentaux de l'intelligence artificielle (IA), en expliquant des notions telles que l'apprentissage automatique (ML) et l'apprentissage profond (DL). Ensuite, nous proposons un système intelligent capable de détecter et de classifier les différentes maladies et bruits cardiaques à partir de signaux PCG. Notre approche implique un prétraitement des signaux PCG, suivi d'une classification à l'aide d'un réseau de neurones convolutif (CNN). Finalement, notre modèle a obtenu une précision de 99,51 %.

Mots clé : IA, ML, DL, PCG, CNN, MFCC, CWT.

Abstract

The complexity of classifying PCG signal beats according to different pathologies prompts researchers to develop automatic classification techniques for cardiovascular diseases to improve diagnostic accuracy. In this study, we addressed both the theoretical aspects related to the functioning of the human heart and cardiovascular diseases, as well as the fundamental concepts of artificial intelligence (AI), explaining notions such as machine learning (ML) and deep learning (DL). Subsequently, we propose an intelligent system capable of detecting and classifying various heart diseases and sounds from PCG signals. Our approach involves preprocessing PCG signals, followed by classification using a convolutional neural network (CNN). Finally, our model achieved an accuracy of 99.51%.

Key words : AI, ML, DL, PCG, MFCC, CWT.

Sommaire

Remerciement ..... **I**
Dédicace ..... **II**
Dédicace ..... **III**
ملخص ..... **IV**
Résumé ..... **IV**
Abstract ..... **IV**
Sommaire ..... **V**
Liste des Figures ..... **VIII**
Liste des Tableaux ..... **XI**
Liste des abréviations ..... **XII**
Introduction Générale **1**
Chapitre I : Le Cœur humain et l'Intelligence Artificielle **3**
I.1-Introduction 3
I.2-Le cœur 3
I.2.1-L'anatomie du cœur 3
I.2.2- Les valves 4
I.2.3- Fonctionnement du cœur 5
I.3-Cycle Cardiaque 6
I.4-Phonocardiographie 7
I.5-Les Zones Cardiaques 7
I.6- Les sons cardiaques 8
I.6.1-Normale 8
I.6.2-Murmure 9
I.6.3-Bruit Cardiaque Supplémentaires (Extra Heart Sound) 11
I.6.4-Extra Systole 11
I.7-L'intelligence artificielle dans le domaine médical 12
I.7.1- Exemples d'utilisation de l'IA dans le domaine médical 12
I.7.2-Utilisation de l'IA dans le PCG 13
II.8-Conclusion 15
Chapitre II : Intelligence Artificielle et Prétraitement **16**
II.1-Introduction 16
II.2-Intelligence Artificielle 16

II.2.1-L’historique de l'Intelligence Artificielle 17
II.2.2-Application d’IA 18
II.2.3-Types de l’IA 19
II.3-Apprentissage automatique (Machine Learning) 20
II.3.1-Types d'apprentissage automatique (Machine Learning) 20
II.4-Apprentissage profond (Deep Learning) 25
II.4.2-Type d’apprentissage en profondeur 26
II.5-Différence entre Machine Learning et Deep Learning 26
II.6-Réseau Neurones 27
II.6.1-Neurone Biologique 27
II.6.2-Neurone Artificiel 28
II.6.3-Architecture des Réseaux de neurones 28
II.6.4-Les différentes architectures des réseaux de neurones 29
II.7-Fonction d’activation 31
II.8-Les couches de réseau de neurones à convolution (CNN) 32
II.9- Prétraitement des signaux 36
II.9.1-Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) 36
II.9.2- Transformation en ondelettes continues (CWT) 38
II.10-Conclusion 38
Chapitre III : Application et Discussion des Résultats 40
III.1-Introduction 39
III.2-Matériels utilisés 39
III.2.1-Hardware 39
III.2.2-Software 39
III.3-Système proposé 41
III.3.1-La Base de données 42
III.3.2-Traitement des fichiers 44
III.3.3-Segmentation des fichiers 44
III.3.4-Sous-échantillonnage 45
III.3.5-Prétraitement 45
II.3.6-Redimensionnement 46
III.3.7-Décomposition 47
III.3.8-Entraînement du modèle 47
III.3.9-Architecture utilisée 48
III.4-Evaluation des résultats lors de l'entraînement 49

III.4.1-Graphe de précision et de perte.....50
III.4.2-Rapport de classification.....50
III.4.3-Caractéristique de fonctionnement du récepteur (ROC).....52
III.4.4-Matrice de confusion.....53
III.4.5-Comparaison entre les deux méthodes de prétraitement.....54
III.5-Evaluation des résultats de test.....55
III.5.1-Matrice de Confusion.....55
III.6-Comparaison entre les études connexes 57
Conclusion Générale 59
Bibliographie.....60

Liste des Figures

Figure I-1 : Localisation du cœur ……..……..……03

Figure I-2 : Le cœur humain…….……..……..……04

Figure I-3 : Les valves cardiaques…….……..……..……...05

Figure I-4 : Fonctionnement du cœur ……..……..……..06

Figure I- 5 : Cycle cardiaque ……...……...…….……06

Figure I-6 : Phonocardiogramme ……..…..…….…….07

Figure I-7 : Les Quatre Zones Cardiaques……..……..……08

Figure I-8 : Son Cardiaque Normale……...…….……...……..08

Figure I-9 : Son Cardiaque Normale split S2……...…….……...…….09

Figure I-10 : Problème de Souffle cardiaque…….……...…09

Figure I-11 : Murmure Systolique……..…….…….10

Figure I-12 : Murmure Diastolique……...…..……...…11

Figure I-13 : Signal d'un Bruit Cardiaque Supplémentaire……...…..…….....11

Figure I-14 : Signal d'un Bruit extra systole……..…..…….....12

Figure II-1 : Les domaines d'IA……..…….....16

Figure II-2 : Les applications d'IA……...19

Figure II-3 : Types d'IA…….……..……19

Figure II-4 : La méthode d'apprentissage supervisé…….……..…..21

Figure II-5 : La différence entre Régression et Classification……..……..22

Figure II-6 : Principe de Clustering en apprentissage non supervisé……..……..…23

Figure II-7 : Principe de l'association en apprentissage non supervisé……..……..…23

Figure II-8 : Principe de la réduction de dimensionnalité en apprentissage non supervisé….....24

Figure II-9 : Principe de l'apprentissage semi-supervisé…….……24

Figure II-10 : Principe de l'apprentissage par Renforcement……..…….....25

Figure II-11 : La différence entre Machine learning et Deep learnin……...……....27

Figure II-12 : Neurone Biologique…….……...27

Figure II-13 : Neurone Biologique et Neurone Artificiel……..……..….28

Figure II-14 : Architecture de réseau neuronal artificielle…….……..…28

Figure II-15 : Architecture de réseau neuronal profond (DNN) ……..……....29

Figure II-16 : Architecture de réseau neuronal récurrent (RNN) ……..……...29

Figure II-17 : Architecture de réseau neuronal convolutif (CNN) ……...31

Figure II-18 : Principes de calcul des neurones artificiels……..……..…31

Figure II-19 : Représentation d'une image au niveau de gris……..…….….33

Figure II-20 : Opération de Convolution……..……....33

Figure II-21 : Application de la fonction d'activation ReLU……..…….....34

Figure II-22 : Opération de Flatten……..…….35

Figure II-23 : Couche entièrement connectée…….…….....35

Figure II-24 : Les étapes de processus MFCC……..……....36

Figure III-1 : MATLAB…….……...40

Figure III-2 : Python…….…....40

Figure III-3 : Schéma synoptique de système proposé……..…...42

Figure III-4 : Segmentation des fichiers……..…….....44

Figure III-5 : la distribution de la base de données……..……....…45

Figure III-6 : Sous-échantillonnage…….……..…...…45

Figure III-7 : Coefficients cepstraux en fréquence (MFCC) ……..…….46

Figure III-8 : Transformation en ondelette continue (CWT) ……..…….……46

Figure III-9 : Décomposition des fichiers…….……...….47

Figure III-10 : Diagramme schématique de procédure d'entrainement du modèle CNN….....48

Figure III-11 : Architecture d'un modèle CNN…….……...….49

Figure III-12 : Détails de l'architecture CNN utilisée……..…….....49

Figure III-13 : Graphe de précision et de perte pour la méthode MFCC……..50

Figure III-14 : La courbe ROC pour la méthode MFCC……...…..….52

Figure III-15 : Matrice de confusion pour la méthode MFCC……..……....53

Figure III-16 : Matrice de confusion de test……..……...55

Liste des Tableaux

Tableau I-1 : Comparaison entre les études connexes……..……..……..14

Tableau II-1 : Les fonctions d'activation les plus couramment utilisées……...……..32

Tableau II-2 : Les Types de Pooling……...…….…….34

Tableau III-1 : Les classes de la base de données…….....43

Tableau III-2 : Tableau de distribution des signaux…….……44

Tableau III-3 : Rapport de Classification pour la méthode MFCC……..…….....51

Tableau III-4 : Comparaison entre les deux méthodes utilisées……..…….....54

Tableau III-5 : Les résultats obtenus lors de test…….…….....…55

Tableau III-6 : Comparaison entre les études connexes et l'étude présentée……...……...56

Liste des abréviations

AVC : Accident Vasculaire Cérébral.

CNN : Convolutional Neural Network.

CT : Computed Tomography.

CWT : Continuous Wavelet Transform.

DCT : Discrete Cosine Transform.

DFT : Discrete Fourier Transform.

DL : Deep Learning.

DNN : Deep Neural Network.

DWT : Discrete Wavelet Transform.

ECG : Electrocardiogramme.

FSST : Synchrosqueezed Fourier Transform.

GAN : Generative Adversarial Network.

IA : Intelligence Artificielle.

LSTM : Long Short-Term Memory.

LDA : Linear Discriminant Analysis.

MATLAB : Matrix Laboratory.

MFCC : Mel Frequency Cepstral Coefficients.

ML : Machine Learning.

MM : Morphologie Mathématique.

PCA : Principal Component Analysis.

PCG : Phonocardiogramme.

Pywt : PyWavelets.

ReLu : Rectified Linear Unit.

ResNet : Residual Network.

RNA : Recurrent Neural Network.

ROC : Receiver Operating Characteristic.

S1 : Le premier Son.

S2 : Le deuxième Son.

S3 : Le troisième Son.

S4 : Le quatrième Son.

SVM : Support Vector Machine.

SKlearn : Scikit-learn.

TNN : Transformer Neural Networks.

Introduction Générale

Les données mondiales indiquent que les maladies cardiaques sont responsables d'un nombre significatif de décès. Par conséquent, la communauté scientifique s'efforce continuellement d'améliorer les technologies existantes et de développer de nouvelles solutions pour réduire l'incidence de ces affections. Le premier diagnostic et la détection précoce des problèmes cardiaques se font souvent à l'aide du stéthoscope. Bien qu'il permette d'écouter le cœur et de détecter d'éventuels bruits anormaux, il est reconnu que la reconnaissance précise des divers sons cardiaques lors d'une auscultation est une tâche complexe, principalement en raison de la diversité des bruits produits au cours du cycle cardiaque.

La phonocardiographie est le fruit des avancées dans l'étude de la visualisation et de l'enregistrement des sons cardiaques, connu sous le nom de phonocardiogramme (PCG). Ce dernier représente la courbe temporelle des sons cardiaques, fournissant ainsi des informations cruciales pour un diagnostic cardiaque précis. En raison de son importance, cette problématique a suscité un vif intérêt et a conduit de nombreux chercheurs à proposer diverses méthodes pour y répondre.

En raison des erreurs de diagnostic des signaux PCG par certains médecins généralistes non spécialisés, notre projet de fin d'études vise à créer un système un système d'intelligence artificielle capable de détecter différentes maladies et bruits cardiaques à partir des signaux PCG en utilisant des méthodes d`extraction des caractéristiques avec une analyse intelligente. Notre travail sera divisé en trois chapitres qui peuvent être résumés et évalués comme suit :

Le premier chapitre présente l'anatomie et le fonctionnement du cœur humain, le cycle cardiaque, ainsi que les différentes zones du cœur. Il explique les types de sons cardiaques et leur signification. Enfin, il aborde l'utilisation de l'intelligence artificielle en médecine, en se concentrant sur son application aux signaux PCG.

Le deuxième chapitre est consacré à l'intelligence artificielle et ses sous domaines tels que : apprentissage automatique (ML), l’apprentissage en profondeur (DL) en expliquant leurs différences. Ensuite, il aborde les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) en détaillant les paramètres de chaque couche de leur architecture. Enfin, il explore les techniques de traitement du signal telles que les coefficients cepstraux en fréquence de Mel (MFCC) et la Transformée en Ondelettes Continue (CWT).

Le dernier chapitre présente une approche novatrice pour la classification des signaux PCG, avec pour objectif le développement d'un modèle CNN spécifique à la classification des

maladies cardiaques. L'étude détaille les différentes étapes de la simulation, commençant par la préparation des données, puis l'application de deux méthodes de prétraitement distinctes. Ensuite, les résultats expérimentaux du modèle sont présentés, accompagnés d'une comparaison entre les performances obtenues avec les deux méthodes de prétraitement. Enfin, nous terminons ce chapitre par une comparaison entre les études connexes et celle présentée dans le domaine de l'analyse des phonocardiogrammes (PCG).

Chapitre I : Le Cœur humain et l’Intelligence Artificielle

I.1-Introduction

Le phono-cardiogramme (PCG) est devenu un outil essentiel dans la prise de décision pour les cardiologues. En analysant les sons du cœur à l'aide du PCG, les médecins peuvent extraire des informations cruciales sur l'état de santé cardiaque d'un patient. Ces informations peuvent inclure la présence de souffles cardiaques, des anomalies dans les battements du cœur, ou des défauts au niveau des valves cardiaques. Le traitement et l'interprétation de ces signaux permettent aux médecins de poser des diagnostics plus précis et de recommander les traitements les plus adaptés pour leurs patients.

Ce chapitre se concentre principalement sur l'anatomie et le fonctionnement du cœur humain, ainsi que sur le cycle cardiaque. Il examine également les différentes zones du cœur et offre une explication simple des sons cardiaques et de leurs divers types. Enfin, nous aborderons de manière générale l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine médical, y compris son application dans le contexte du PCG.

I.2-Le cœur

Le cœur est un organe musculaire creux de 250 g situé au centre de la cage thoracique, dans un espace appelé médiastin antérieur entre deux poumons. Il est constitué de deux pompes (droite et gauche) séparées par le septum (paroi musculaire étanche). Il a un diamètre de [14 − 16] cm, un diamètre adulte [12 − 14] cm et un volume de [50 − 60] cm3 [1].



Figure I-1 : Localisation du cœur.

I.2.1-L'anatomie du cœur

Le cœur est composé des éléments suivants :

- **Oreillettes :** Le cœur comporte deux oreillettes, l'oreillette droite et l'oreillette gauche. Les oreillettes sont les cavités supérieures du cœur et reçoivent le sang provenant des veines.

- **Ventricules :** Le cœur comprend également deux ventricules, le ventricule droit et le ventricule gauche. Les ventricules sont les cavités inférieures du cœur et sont responsables de pomper le sang vers le reste du corps.
- **Septum :** Le cœur est divisé par un mur musculaire épais appelé septum interventriculaire. Ce septum sépare les ventricules droit et gauche, empêchant le mélange du sang oxygéné et du sang appauvri en oxygène.
- **Valves cardiaques :** Le cœur est équipé de valves cardiaques qui assurent le flux unidirectionnel du sang à travers les différentes cavités cardiaques.
- **Artères coronaires :** Le cœur est alimenté en sang par les artères coronaires, qui se trouvent à la surface du cœur et fournissent l'oxygène et les nutriments nécessaires au bon fonctionnement du muscle cardiaque [2].

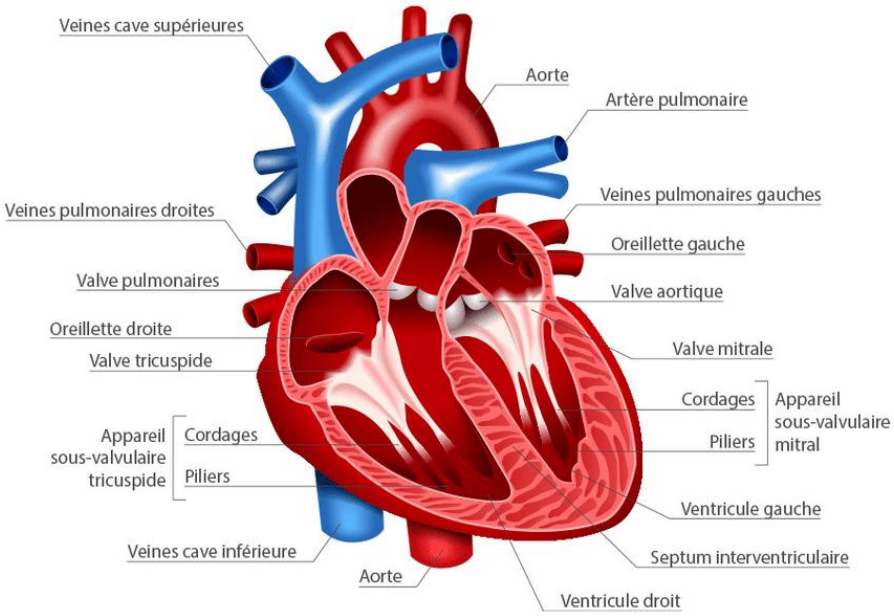


Figure I-2 : Le Cœur humain

I.2.2- Les valves

Les quatre cavités communiquent entre elles au moyen de valves, qui s'ouvrent et se referment chaque battement du cœur. Ces valves garantissent que le sang circule en sens unique, de l'oreillette vers le ventricule. Il y a quatre valves cardiaques :

- **La valve aortique :** entre ventricule gauche et aorte (artère qui va distribuer le sang oxygéné vers tout le corps).
- **La valve mitrale :** entre oreillette et ventricule gauches.

- **La valve pulmonaire :** entre ventricule droit et artère pulmonaire (artère qui ramène le sang de l'organisme vers les poumons où il est oxygéné et débarrassé du gaz carbonique).
- **La valve tricuspide :** entre oreillette et ventricule droits [1].

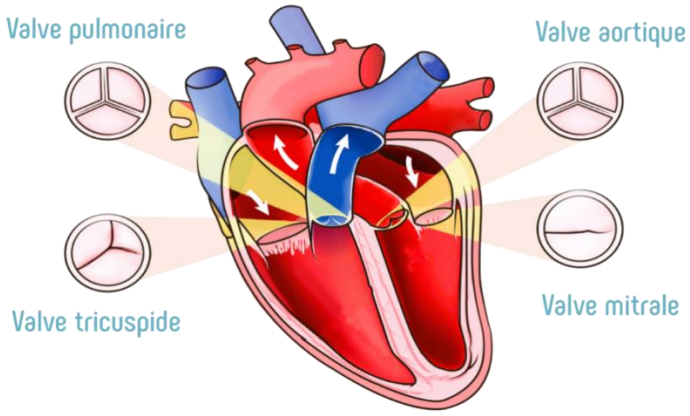


Figure I-3 : Les valves cardiaques

I.2.3- Fonctionnement du cœur

L'oreillette droite se remplit de sang désoxygéné provenant du corps (des muscles, des organes, du cerveau et même du cœur) à travers les deux veines caves (inférieure et supérieure). Lorsque l'oreillette est pleine, elle se contracte. À la contraction, la valve tricuspide s'ouvre, permettant au sang d'entrer dans le ventricule droit. Une fois que le ventricule droit est plein, il se contracte pour pousser le sang vers les poumons pour réoxygéner, à travers l'artère pulmonaire, grâce à l'ouverture de la valve pulmonaire. Les poumons remplacent le dioxyde de carbone présent dans le sang par de l'oxygène. Le sang, maintenant oxygéné, est expulsé vers l'oreillette gauche à travers les quatre veines pulmonaires. Lorsque l'oreillette gauche se contracte, la valvule mitrale s'ouvre. Ainsi, le sang pénètre dans le ventricule gauche. Le ventricule gauche expulse le sang oxygéné par la valve aortique vers l'aorte, qui alimente le reste du corps cœur.

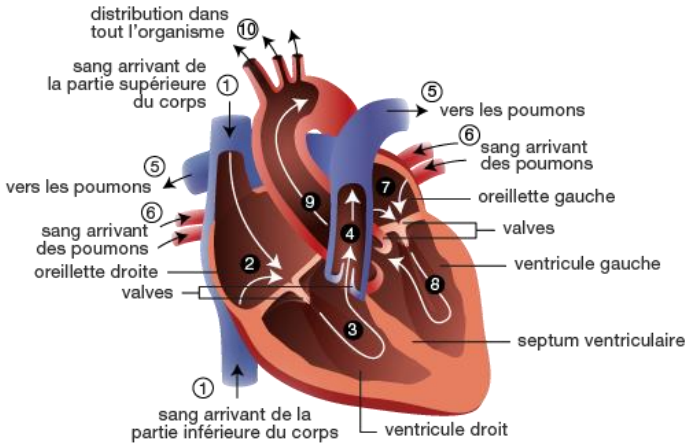


Figure I-4 : Fonctionnement du cœur

I.3-Cycle Cardiaque

Le cycle cardiaque peut être divisé en trois phases principales.

- **Systole auriculaire :** Les oreillettes se contractent brièvement pour pousser le sang dans les ventricules. Pendant cette phase, les valves auriculo-ventriculaires (la valve mitrale et la valve tricuspide) s'ouvrent, permettant au sang de remplir les ventricules. Une fois que le sang a été expulsé des oreillettes et s'est rempli dans les ventricules, les valves auriculo-ventriculaires se ferment pour éviter le reflux du sang vers les oreillettes.
- **Systole ventriculaire :** est la phase du cycle cardiaque où les ventricules se contractent, propulsant le sang vers le système circulatoire. Pendant cette phase, les deux ventricules se contractent simultanément, ce qui permet au sang d'être éjecté vers les artères pulmonaire (ventricule droit) et aorte (ventricule gauche). Une fois que le sang a été expulsé des ventricules, les deux valves (la valve pulmonaire et la valve aortique) se ferment**.**
- **Diastole :** Après la systole ventriculaire, les ventricules se relâchent. Les valves se ferment. Les oreillettes se remplissent à nouveau de sang provenant des veines [3].

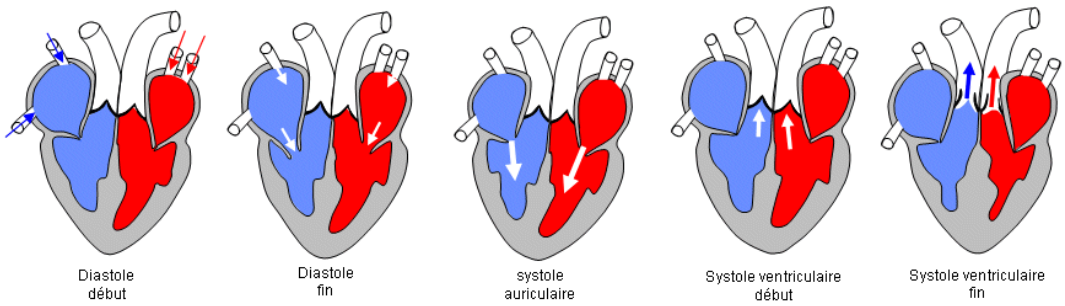


Figure I-5 : Cycle Cardiaque

I.4-Phonocardiographie

Phonocardiogramme (PCG) est une représentation graphique et enregistrée des sons émis par le cœur lors de son fonctionnement. Il est obtenu à l'aide d'un stéthoscope électronique ou d'autres capteurs placés sur la poitrine du patient. Cet examen peut être utilisé pour évaluer la fonction cardiaque, détecter les anomalies, diagnostiquer certaines pathologies cardiaques et suivre l'évolution des traitements [4].

Le terme phonocardiographie se réfère à la technique de traçage des bruits du cœur et l'enregistrement des vibrations acoustiques cardiaque au moyen de micro-capteur. Le traitement des bruits cardiaques en termes d'enregistrements s'avère très important pour le diagnostic des différentes pathologies cardiaques. Le signal enregistré est connu sous le nom de phonocardiogramme (PCG).



Figure I-6 : Phonocardiogramme

I.5-Les Zones Cardiaques

Les quatre zones cardiaques correspondent aux emplacements spécifiques sur la paroi thoracique où les sons cardiaques peuvent être auscultés. Chaque zone est associée à une valve cardiaque spécifique et correspond au flux sanguin lors de son passage à travers cette valve. Voici les quatre zones cardiaques :

- **Zone aortique :** Dans cette zone, on peut ausculter le son de la fermeture de la valve aortique. La zone aortique est située au deuxième espace intercostal droit, à la droite du sternum.
- **Zone pulmonaire :** Dans cette zone, on peut ausculter le son de la fermeture de la valve pulmonaire. La zone pulmonaire se situe au deuxième espace intercostal gauche, à la gauche du sternum.
- **Zone mitrale :** Dans cette zone, on peut ausculter le troisième son cardiaque ou le son de la contraction active de l'oreillette gauche, également appelé "troisième ton". La

zone mitrale est localisée à l'apex du cœur, qui est le point de battement palpable maximal du cœur sur la paroi thoracique. Elle se trouve à environ 5ème espace intercostal gauche, à la ligne médio-claviculaire.

- **Zone tricuspide :** Cette zone est associée à la valve tricuspide, bien que normalement, il n'y ait pas de son distinct associé à sa fermeture. La zone tricuspide se trouve au niveau du bord inférieur du sternum, à gauche du sternum [5].

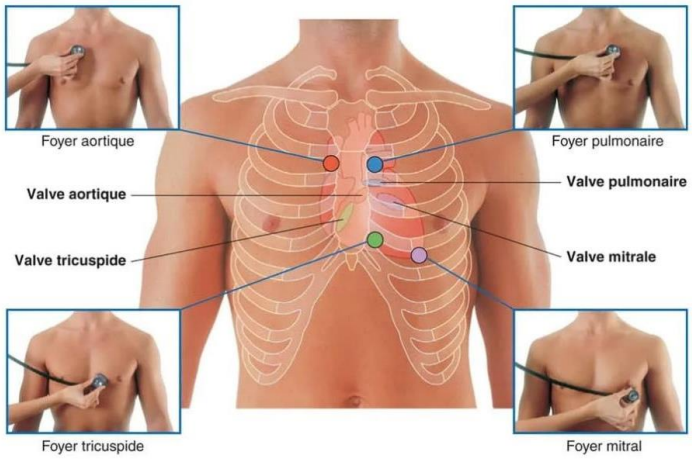


Figure I-7 : Les Quatre Zones Cardiaques

I.6- Les sons cardiaques

I.6.1-Normale

Le premier son cardiaque S1 « Lub » provient de la fermeture des deux valves Tricuspide et Mitral après que les oreillettes eurent pompé le sang dans les ventricules. Le 2ème son S2 le « Dub » provient de la fermeture des deux autres valves Aortique et Pulmonaire, juste après que les ventricules eurent éjecté le sang.

Le moment entre les deux sons S1 « Lub » et S2 « Dub » correspond au moment où les ventricules se contractent, ce moment est appelé Systole. L'intervalle de temps entre S2 « Dub » et le suivant S1 « Lub » correspond au moment où les ventricules se détendent (se relaxent) et se remplissent de sang, cet intervalle est appelé Diastole [5].

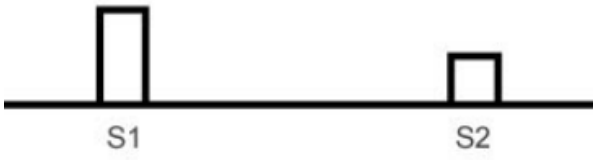


Figure I-8 : Son Cardiaque Normale

Mais dans certain cas, le deuxième son S2 « Dub » est divisé en deux et on appelle ce nouveau son : « Drub », il provient d'un retard de la fermeture de la valve Pulmonaire causé par la dilatation des poumons [5].

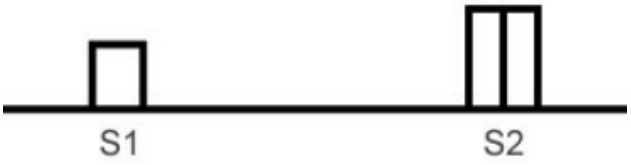


Figure I-9 : Son Cardiaque Normale split S2

I.6.2-Murmure

Les souffles cardiaques sont des sifflements produits par un flux sanguin turbulent, ils sont diagnostiqués en fonction du temps où ils surviennent dans le cycle cardiaque de leurs changements [6].



Figure I-10 : Problème de Souffle cardiaque

I.6.2.1-Murmure Systolique

- **Régurgitation Mitrale :** lorsque la valve mitrale ne se ferme pas correctement et que le sang retourne à l'oreillette gauche pendant la systole. Ce souffle systolique est mieux entendu au niveau de la région Mitrale avec un rayonnement à l'aisselle à gauche car la fermeture de la valve mitrale dans la régurgitation mitrale est incomplète, S1 est souvent plus silencieux [6].
- **Régurgitation Tricuspide :** lorsque la valve tricuspide ne se ferme pas correctement et que le sang retourne à l'oreillette droite pendant la systole. La régurgitation valvulaire tricuspide a une période et une forme similaire comme la régurgitation mitrale mais elle est plus forte dans la zone tricuspide avec un rayonnement vers le haut [6].
- **Sténose Aortique :** lorsque la valve aortique ne s'ouvre pas correctement et que le sang est forcé à travers une ouverture étroite.

  Le flux sanguin commence petit, monte à un maximum à mi-systole, au pic de la contraction ventriculaire, puis s'atténue vers la fin de la systole. Le souffle de sténose aortique est plus fort dans la région aortique et le son est irradié vers les artères carotides du cou en suivant la direction du flux sanguin [6].

- **Sténose Pulmonaire :** lorsque la valve pulmonaire ne s'ouvre pas correctement et que le sang est forcé à travers une ouverture étroite. Dans l'autre côté du cœur, une sténose pulmonaire a les mêmes caractéristiques mais elle est mieux entendue dans la région pulmonaire et ne rayonne pas vers le cou [6].

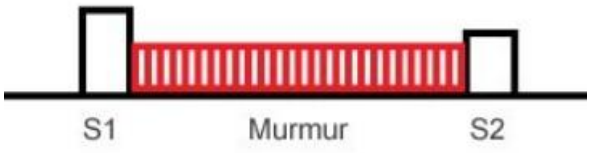


Figure I-11 : Murmure Systolique

I.6.2.2-Murmure Diastolique

- **Régurgitation Aortique :** dans ce cas la valve aortique ne se ferme pas correctement, ce qui entraine un reflux du sang vers le ventricule gauche pendant la diastole (la phase de remplissage). Comme le sang circule dans le sens inverse, le souffle n'est pas entendu dans la région aortique mais plutôt le long du bord sternal gauche. Elle culmine au début de la diastole lorsque la différence de pression est plus élevée, puis diminue rapidement lorsque l'équilibre est atteint [6].
- **Régurgitation Pulmonaire :** la régurgitation pulmonaire se produit lorsque la valve pulmonaire ne se ferme pas correctement, le sang peut refluer des poumons au cœur. Cette circulation en sens contraire fait en sorte que du sang riche en oxygène se mélange avec un sang pauvre en oxygène, ce qui réduit l'approvisionnement du reste du corps en oxygène [6].
- **Sténose Mitrale :** lorsque la valve mitrale se rétrécit, le flux sanguin de l'oreillette au ventricule gauche est diminué. Ce phénomène à cause de la fatigue et d'essoufflement pour la réduction de la quantité du sang riche en oxygène provenant des poumons. De plus, la pression du sang resté dans l'oreillette gauche peut provoquer l'expansion de l'oreillette et l'accumulation de liquides dans les poumons [6].
- **Sténose Tricuspide :** si la valve tricuspide se rétrécit, le sang ne peut pas passer de l'oreillette droite vers le ventricule droit. Cela peut amener l'oreillette à grossir, perturbant la pression et le flux sanguin vers les cavités et les veines environnantes. En plus le ventricule droit peut devenir plus petit, ce qui réduit la quantité de sang qui pénètre dans les poumons pour se remplir en oxygène [6].

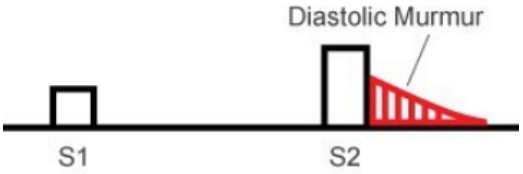


Figure I-12 : Murmure Diastolique

I.6.3-Bruit Cardiaque Supplémentaires (Extra Heart Sound)



Figure I-13 : Signal d'un Bruit Cardiaque Supplémentaire

Un bruit cardiaque supplémentaire (Figure I-13) est un son anormal entendu lors de l'auscultation cardiaque, en plus des sons cardiaques normaux (S1 et S2). Les types courants de bruits cardiaques supplémentaires incluent :

- **Troisième son du cœur (S3)** : Aussi appelé "galop ventriculaire", il se produit juste après le deuxième son du cœur (S2). Il est souvent associé à une surcharge de volume dans les ventricules et peut indiquer une insuffisance cardiaque.
- **Quatrième son du cœur (S4)** : Aussi appelé "galop auriculaire", il se produit juste avant le premier son du cœur (S1). Il est souvent lié à une rigidité ventriculaire, comme dans les cas d'hypertension ou de cardiopathie hypertrophique.

Ils sont généralement mieux entendus à la position mitrale ou à l'apex du cœur lors de l'auscultation, en particulier lorsque le patient est en position allongée sur le côté gauche [7].

I.6.4-Extra Systole

Une extra systole est un battement cardiaque supplémentaire ou prématuré qui se produit en dehors du rythme cardiaque normal. Les types courants d'extra systoles incluent :

- **Extra systoles auriculaires** : Elles se produisent lorsque les oreillettes se contractent prématurément. Elles peuvent être perçues comme un battement supplémentaire suivi d'une pause, donnant une sensation de battement manqué.

- **Extra systoles ventriculaires** : Elles se produisent lorsque les ventricules se contractent prématurément. Elles sont souvent ressenties comme un battement fort ou irrégulier suivi d'une pause plus longue, car le cœur compense le battement prématuré.

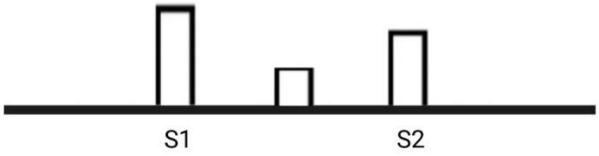


Figure I-14: Signal d'un Bruit extra systole.

Une extra systole peut ne pas être un signe de maladie. Cela peut arriver normalement chez un adulte et peut être très fréquent chez les enfants. Cependant, dans certaines situations, les extra systoles peuvent êtres causés par des maladies cardiaques. Si ces maladies sont détectées plus tôt, le traitement sera probablement plus efficace [8].

I.7-L'intelligence artificielle dans le domaine médical

L'émergence de l'intelligence artificielle (IA), dont les premiers concepts datent des années 1950 dans le domaine médical est la conséquence de trois bouleversements radicaux : la numérisation des images médicales permettant leur paramétrage, le développement des algorithmes autorisant l'utilisation des données saisies en langage naturel, et l'apprentissage profond permettant à partir de données radiologiques massives de développer des algorithmes de traitement automatique d'images médicales. Ces systèmes permettent dès aujourd'hui la détection automatique de lésion et ouvre la voie au dépistage du cancer du poumon, du sein ou de la prostate. Leur fiabilité est supérieure à celles des radiologues. Intégrées aux données médicales cliniques, biologiques, génétiques, ces techniques modifient considérablement l'organisation et la structuration du monde de la santé.

I.7.1- Exemples d'utilisation de l'IA dans le domaine médical

L'intelligence artificielle en médecine, dans la recherche pharmaceutique et dans d'autres domaines des soins de santé peuvent contribuer à améliorer les soins aux patients ainsi que la santé de la population en général.

- **L'IA dans l'imagerie médicale :** De la réduction du temps de calcul nécessaire pour générer des images à partir de scanners CT à la réalisation d'inférences en temps réel sur des caméras endoscopiques, l'IA rationalise les flux de travail et améliore les soins [9].

- **La médecine de précision :** Avec la médecine de précision, les cliniciens utilisent l'analyse génomique parallèlement à d'autres données sur les patients afin de personnaliser leurs soins et de fournir le bon traitement pour chaque individu [9].
- **Analyses prédictives :** L'analyse prédictive peut aider les systèmes de santé à comprendre les tendances, à prévoir quand et où les soins seront nécessaires, et à améliorer leurs stratégies de santé vis-à-vis de la population [9].
- **Automatisation des laboratoires :** La vision par ordinateur et d'autres types d'IA permettent une automatisation des laboratoires à la fois rapide et précise. Les patients peuvent recevoir leurs diagnostics rapidement et de nouveaux médicaments peuvent être testés sans délai, ce qui conduit à des percées dans le développement pharmaceutique [9].
- **Robotique basée sur l'IA :** Dans les hôpitaux et les établissements de soins, les robots assistent les opérations chirurgicales, rationalisent la livraison des fournitures et la désinfection, et aident les prestataires à accorder une attention plus directe aux patients [9].
- **Électrocardiographie (ECG) :** L'IA peut analyser les tracés d'ECG pour détecter les signes de maladies cardiaques, y compris les arythmies cardiaques, les troubles de la conduction et les indications de maladies coronariennes.
- **Prédiction des événements cardiovasculaires** : En utilisant des données démographiques, cliniques, biologiques et d'imagerie, les modèles d'IA peuvent prédire le risque individuel de développer des maladies cardiovasculaires telles que les crises cardiaques, les AVC et l'insuffisance cardiaque.

I.7.2-Utilisation de l'IA dans le PCG

L'intelligence artificielle (IA) peut être utilisée dans l'analyse du phonocardiogramme (PCG) pour aider à diagnostiquer et à surveiller les maladies cardiaques.

Grâce à l'IA, des algorithmes peuvent être développés pour analyser les caractéristiques du PCG et détecter des anomalies cardiaques, telles que des murmures, des frottements ou des irrégularités de rythme. Les techniques de deep learning peuvent être appliquées pour repérer les modèles et les signaux caractéristiques, aidant ainsi à différencier les sons cardiaques normaux des sons anormaux.

Tableau I-1 : Comparaison entre les études connexes

Travail	Année	Base des données	Prétraitement	Modèle	Performance
TH. Chowdhury et Al [10]	2020	MHSDB	DWT+MFCC	DNN	97.10%
S K. Ghost et Al [11]	2021	MHSDB	FSST	SVN	96.33%
Neto & Abraham et Al [12]	2021	YASEEN	MFCC	CNN	99.41%
				LSTM	99.2%
				CNN+ LSTM	99.4%
M. Rebiai et Al [13]	2022	MHSDB	Hilbert + Features	ANN	96.00%
S. Ismail et Al [14]	2023	PASCAL	Filtrage & segmentation & spectrograms	CNN-SVM	95.00%
M. Rebiai et Al [15]	2024	MHSDB	MM	CNN	98.00%

T H. Chowdhury et Al [10] ont développé le traitement et la classification des signaux PCG, combinant différentes techniques de traitement de signal avec une méthode d'apprentissage profond. Initialement, le signal PCG est débruité et compressé en utilisant une analyse multi-résolution basée sur la DWT (Transformée en Ondelettes Discrète). Ensuite, un algorithme de segmentation, un spectrogramme de puissance échelonnée en Mel et des MFCC (Coefficients Cepstraux de Mel-fréquence) sont utilisés pour extraire des caractéristiques du signal PCG. Pour la classification, une précision de test globale d'environ 97,10 % est obtenue.

S K. Ghost et Al [11] ont étudié une nouvelle approche basée sur la transformation synchrosqueezing de Fourier (FSST) pour classifier les signaux PCG normaux et pathologiques. Les caractéristiques les plus pertinentes sont sélectionnées, puis classifiées à l'aide d'une SVM (Support Vector Machine) avec différentes fonctions de noyau. L'efficacité de l'approche proposée est évaluée sur des ensembles de données disponibles publiquement, et la classification atteint une précision de 96,33%.

Neto & Abraham et Al [12] proposent des architectures d'apprentissage profond pour la détection d'anomalies à partir des sons cardiaques. Le travail classifie les signaux PCG non segmentés en cinq classes. Les caractéristiques sont extraites en utilisant les MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients), et l'apprentissage ainsi que la classification sont effectués

en utilisant des méthodes d'apprentissage profond. Ils obtiennent une précision de 99,1 %, 98,2 % et 99.4% pour le CNN, LSTM et CNN+LTSM, respectivement.

M. Rebiai et Al [13] ont développé des techniques de classification automatique des maladies cardiovasculaires pour un diagnostic approprié. Ils ont proposé une classification automatique des signaux PCG en utilisant l'algorithme de Deep Learning ANN basé sur la segmentation des signaux PCG afin d'extraire les caractéristiques pertinentes. Les résultats obtenus leur ont permis d'atteindre une précision de 96% dans l'identification du type de maladie.

Shahid Ismail et Al [14] ont introduit un réseau hybride pour la classification des signaux PCG, proposant une technique reposant sur le filtrage du signal, la segmentation temporelle, la génération de spectrogrammes, la classification hybride, et enfin, un mécanisme basé sur le vote. La méthode proposée réalise une analyse au niveau du cycle ainsi qu'au niveau du signal. L'évaluation de la technique proposée sur un ensemble de données donne des valeurs de précision supérieures à 95%.

M. Rebiai et Al [15] ont étudié une méthode innovante qui associe des techniques de traitement de signal et d'apprentissage profond pour analyser les signaux de PCG. Leur approche implique la segmentation des signaux PCG, l'extraction des enveloppes en utilisant des opérations morphologiques mathématiques, et leur transformation en représentations d'images. Un réseau de neurones convolutionnel (CNN) est utilisé pour classifier ces images. Ils obtiennent des résultats impressionnants avec une précision d'apprentissage de 99,00 % et une précision de validation de 98,00 %.

II.8-Conclusion

Après avoir examiné en détail la dimension médicale de ce chapitre, illustrée par des figures et des schémas explicatifs du cœur humain, nous avons également abordé les diverses caractéristiques des troubles cardiaques, accompagnées d'un aperçu clair de chaque problème. Ensuite, nous avons discuté de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans l'analyse des phonocardiogrammes (PCG) et comparé les études connexes dans ce domaine.

Dans le prochain chapitre, nous allons voir l'intelligence artificielle (IA), l'apprentissage automatique (ML), l'apprentissage profond (DL) et les réseaux neurones. Nous discuterons également des différentes techniques de prétraitement.

Chapitre II : Intelligence Artificielle et Prétraitement

II.1-Introduction

Le deuxième chapitre est dédié à l'intelligence artificielle (IA) et son historique de développement et ses applications dans divers domaines. D'autre part, nous allons parler sur l'apprentissage automatique et profond ainsi que sur leur différence. Ensuite, nous discuterons des réseaux neuronaux convolutifs (CNN) en détaillant les paramètres de chaque couche dans leur architecture. Enfin, nous explorerons les techniques de traitement de signal telles que les coefficients cepstraux en fréquence de Mel **(**MFCC) et la Transformée en Ondelettes Continue (CWT).

II.2-Intelligence Artificielle

L'Intelligence Artificielle (IA) est composée de deux mots, Artificielle et Intelligence, où Artificiel signifie "fabriqué par l'homme" et Intelligence signifie "capacité de penser", donc IA signifie "une capacité de pensée fabriquée par l'homme" [16].

IA est un domaine de l'informatique qui vise à développer des machines et des systèmes capables de simuler et d'imiter l'intelligence humaine. Son objectif est de permettre aux machines de penser, d'apprendre, de résoudre des problèmes et de prendre des décisions de manière autonome, en utilisant des algorithmes, des modèles, des représentations de connaissances et des techniques pour effectuer des tâches qui nécessitent généralement une intelligence humaine. Parmi ces techniques, deux concepts clés sont l'apprentissage automatique (Machine Learning) et l'apprentissage profond (Deep Learning) [17].

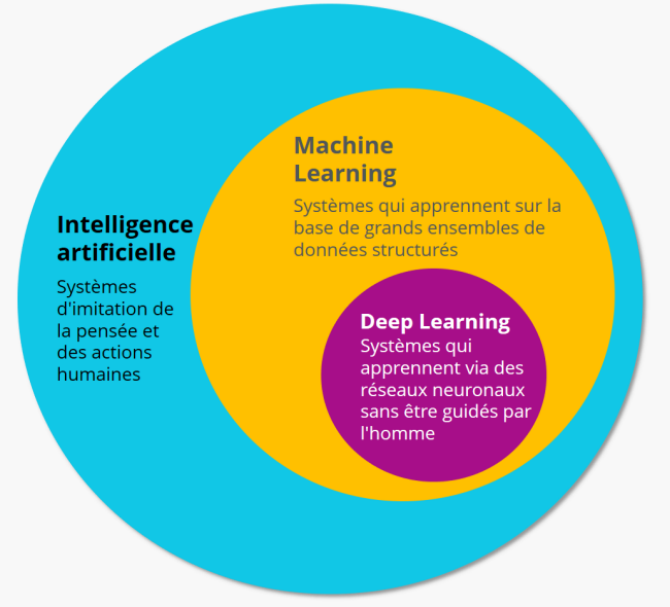


Figure II-1 : Les domaines d'IA.

II.2.1-L'historique de l'Intelligence Artificielle

L'Intelligence Artificielle n'est pas une technologie nouvelle. Cette technologie est bien plus ancienne. Voici quelques étapes importantes dans l'histoire de l'IA qui définissent le parcours depuis la génération de l'IA jusqu'au développement actuel.

- **1943 :** Le premier travail qui est maintenant reconnu comme IA a été réalisé par Warren McCulloch et Walter Pitts. Ils ont proposé un modèle de neurones artificiels.
- **1949 :** Donald Hebb a démontré une règle de mise à jour pour la modification de la force de connexion entre les neurones. Sa règle est maintenant appelée apprentissage de Hebb.
- **1950 :** Alan Turing a proposé un test qui permettrait de vérifier si une machine peut exhiber un comportement intelligent équivalent à celui d'un être humain. Ce test est connu sous le nom de test de Turing.
- **1966 :** Les chercheurs ont mis l'accent sur le développement d'algorithmes capables de résoudre des problèmes mathématiques. Joseph Weizenbaum a créé le premier chatbot en 1966, appelé ELIZA.
- **1972 :** Le premier robot humanoïde intelligent a été construit au Japon et s'appelait WABOT-1.
- **1997 :** IBM Deep Blue bat le champion du monde d'échecs, Gary Kasparov, devenant ainsi le premier ordinateur à battre un champion du monde d'échecs.
- **2002 :** Pour la première fois, l'IA entre dans les foyers sous la forme de Roomba, un aspirateur robot.
- **2006 :** L'IA fait son entrée dans le monde des affaires avec des entreprises comme Facebook, Twitter, et Netflix commençant à utiliser l'IA.
- **2011 :** IBM Watson remporte le jeu télévisé Jeopardy où il doit résoudre des questions complexes et des énigmes. Watson a prouvé qu'il pouvait comprendre le langage naturel et résoudre rapidement des questions difficiles.
- **2012 :** Google a lancé la fonctionnalité "Google Now" dans l'application Android, capable de fournir des informations en tant que prédiction.
- **2014 :** Le chatbot "Eugene Goostman" remporte un concours lors du célèbre "test de Turing".
- **2018 :** Le projet "Debater" d'IBM débat de sujets complexes avec deux orateurs aguerris et obtient d'excellents résultats.
- **2020 :** OpenAI a publié le modèle GPT-3 qui utilise l'apprentissage profond pour créer du code, de la poésie et d'autres tâches linguistiques et d'écriture similaires.

- **2023 :** La recherche de Microsoft a testé le modèle de langage à grande échelle GPT-4 sur différentes tâches et a conclu que "cela pourrait raisonnablement être considéré comme une version précoce (mais encore incomplète) d'un système d'intelligence artificielle générale [16].

II.2.2-Application d'IA

IA offre de nombreuses applications dans la société actuelle, telles que la résolution de problèmes complexes, l'amélioration de la sécurité dans les aéroports, l'aide à la prise de décisions commerciales éclairées et la démonstration de théorèmes mathématiques.

Voici des secteurs qui bénéficient d'application d'IA :

- **Finance :** L'IA est utilisée dans le secteur financier pour détecter les fraudes, évaluer les risques, analyser les marchés financiers et fournir des conseils d'investissement personnalisés.
- **Éducation :** Il est utilisé dans l'éducation pour créer des tutoriels interactifs, personnaliser les programmes d'apprentissage, évaluer les performances des élèves et proposer des recommandations pédagogiques adaptées à chaque étudiant.
- **E-commerce :** L'IA offre un avantage concurrentiel à l'industrie du commerce électronique et elle aide les acheteurs à découvrir des produits associés avec la bonne taille, la bonne couleur, voire même la bonne marque.
- **Transport :** Il est utilisé pour optimiser la logistique du transport, prédire les retards et améliorer la sécurité des véhicules autonomes. Elle permet également d'optimiser le trafic routier et de proposer des itinéraires plus efficaces.
- **Robotique :** L'IA joue un rôle remarquable dans la robotique. Les robots classiques sont programmés pour effectuer des tâches répétitives. Mais avec l'aide de l'IA, nous pouvons créer des robots intelligents capables d'accomplir des tâches avec leurs propres expériences, comme Erica et Sophia, qui peuvent parler et se comporter comme des humains.
- **Santé :** L'IA est utilisée dans le domaine de la santé pour aider à diagnostiquer les maladies, analyser les données médicales, créer des plans de traitement personnalisés et faciliter la recherche médicale
- **Agriculture :** L'agriculture applique l'IA à travers la robotique agricole, la surveillance des sols et des cultures, l'analyse prédictive, etc.
- **Surveillance et sécurité :** Des systèmes de surveillance basés sur l'IA sont utilisés pour la détection d'intrusions, la reconnaissance faciale, l'analyse des comportements suspects et la prévention de la fraude [16].

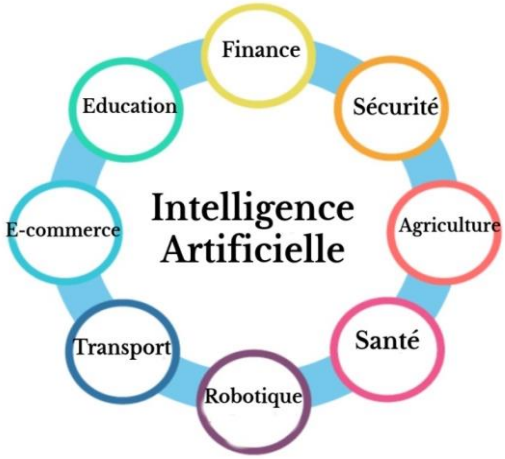


Figure II-2 : Les applications d'IA.

II.2.3-Types de l'IA

L'IA peut être divisée en deux types, principalement basée sur la fonctionnalité et les capacités de l'IA.

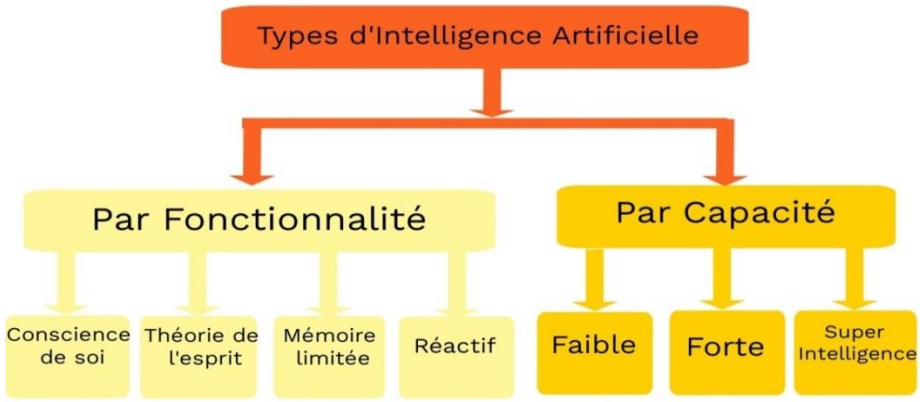


Figure II-3 : Types d'IA

II.2.3.1-Par la fonctionnalité

- **L'IA consciente de soi :** devient consciente de son existence. Encore dans le domaine de la science-fiction, certains experts estiment qu'une IA ne deviendra jamais consciente ou vivante.
- **L'IA avec théorie de l'esprit :** est entièrement adaptative et dispose d'une capacité étendue d'apprentissage et de conservation d'expériences passées. Ces types d'IA incluent des chatbots avancés qui pourraient réussir le test de Turing, trompant une personne en lui faisant croire que l'IA est un être humain. Bien qu'avancées et impressionnantes, ces IA ne sont pas conscientes elles-mêmes.
- **L'IA avec mémoire limitée :** peut s'adapter aux expériences passées ou se mettre à jour en fonction de nouvelles observations ou données. Souvent, la quantité de mise à

jour est limitée (d'où le nom) et la durée de la mémoire est relativement courte. Par exemple, les véhicules autonomes peuvent "lire la route" et s'adapter à des situations nouvelles, voire "apprendre" de leurs expériences passées.

- **L'IA réactive** : utilise des algorithmes pour optimiser les résultats en fonction d'un ensemble d'entrées. Par exemple, les IA jouant aux échecs sont des systèmes réactifs qui optimisent la meilleure stratégie pour gagner la partie. L'IA réactive a tendance à être assez statique, incapable d'apprendre ou de s'adapter à des situations nouvelles. Ainsi, elle produira la même sortie pour des entrées identiques [16].

II.2.3.2-Par la capacité

- **IA faible (IA étroite) :** L'IA faible est conçue pour accomplir des tâches spécifiques et se concentre sur une seule fonctionnalité. Elle est limitée dans son domaine d'application et ne présente pas de capaciter d'apprentissage ou d'adaptation.
- **IA forte (IA large)** : L'IA forte est capable de comprendre des informations, d'apprendre de nouvelles tâches et de s'adapter à des situations changeantes. Elle présente une capacité d'apprentissage et peut résoudre des problèmes complexes dans divers domaines.
- **Super intelligence** : Ce type d'IA dépasse considérablement les capacités humaines et est capable d'effectuer des tâches intellectuelles complexes de manière plus performante qu'un être humain [16].

II.3-Apprentissage automatique (Machine Learning)

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est une branche de l'IA et de l'informatique qui se concentre sur l'utilisation de données et d'algorithmes pour permettre à l'IA d'imiter la manière dont les humains apprennent [18].

L'apprentissage automatique inclut divers outils et méthodes qui permettent aux machines d'apprendre sans la nécessité d'une programmation humaine. Les humains fournissent une grande quantité de données à un système d'apprentissage automatique. Ensuite, ils indiquent au système une sortie souhaitée. Le système d'apprentissage automatique tente de trouver la relation entre les deux. La machine produit ensuite un algorithme spécifique en utilisant les données d'entrée et de sortie [19].

II.3.1-Types d'apprentissage automatique (Machine Learning)

L’apprentissage automatique comprend quatre domaines principaux : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage semi-supervisé et l’apprentissage par renforcement.

II.3.1.1-Apprentissage Supervise (Supervised Learning)

Dans ce type d'apprentissage, les entrées et les sorties sont fournies au préalable. Ensuite, le réseau traite les entrées et compare ses résultats aux sorties souhaitées (étiquettes). Au cours de l'apprentissage, un programmeur agit comme une sorte d'enseignant, fourni les valeurs appropriées pour une entrée particulière. L'objectif est de former le système à prédire des résultats pour de nouvelles données [20]. Comme illustré dans la Figure II-4.

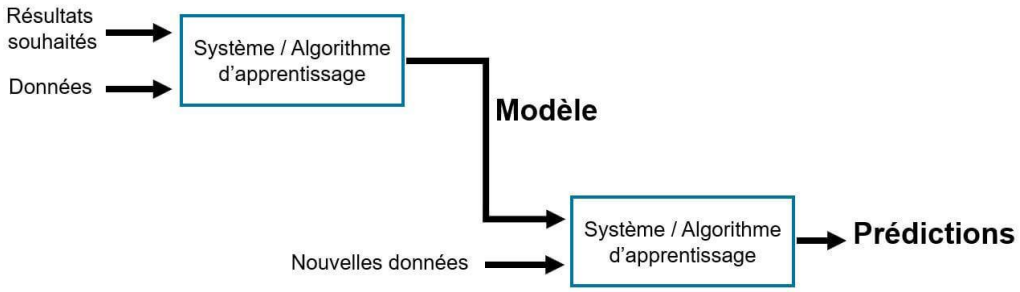


Figure II-4 : La méthode d'apprentissage supervisé

En d'autres termes, dans l'apprentissage supervisé, l'objectif est de trouver une fonction à partir de données d'entraînement. Les données d'entraînement sont composées d'un vecteur d'entrée X et d'un vecteur de sortie Y contenant les étiquettes. Chaque étiquette du vecteur Y est l'explication de son exemple d'entrée respectif du vecteur X. Ensemble, ils forment un exemple d'entraînement. C'est-à-dire, les données d'entraînement comprennent des exemples d'entraînement [20].

Exemple : Imaginez que vous commenciez à apprendre le chinois. Pour ce faire, il vous faudra soit acheter un livre de traduction chinois-français, ou bien trouver un professeur de chinois.
Le rôle du professeur ou du livre de traduction sera de superviser votre apprentissage en vous fournissant des exemples de traductions français-chinois que vous devrez mémoriser.
On parle ainsi d'apprentissage supervisé lorsque l'on fournit à une machine beaucoup d'exemples qu'elle doit étudier.

L'apprentissage supervisé peut être divisé en deux catégories : Classification et Régression.

- **Régression :** En régression, l'objectif est de prédire la valeur d'une variable continue, c'est-à-dire une variable qui peut prendre une infinité de valeurs. Par exemple :
  - Prédire le prix d'un appartement (y) selon sa surface habitable (x).
  - Prédire la quantité d'essence consommée (y) selon la distance parcourue (x) [21].

- **Classification :** En classification, on cherche à **classer** un objet dans différentes classes, c'est-à-dire que l'on cherche à prédire la valeur d'une variable **discrète** (qui ne prend qu'un nombre **fini** de valeurs) [21].

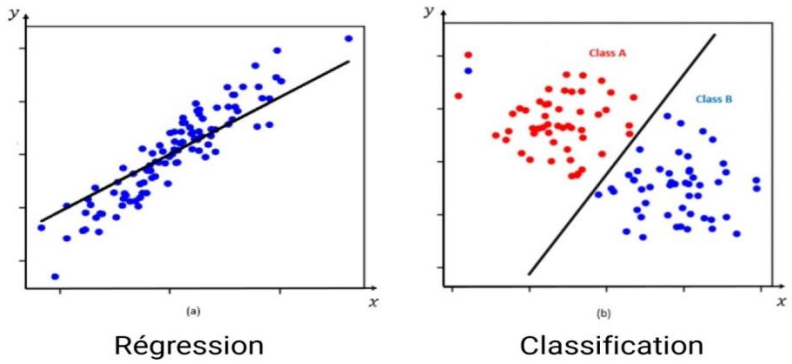


Figure II-5 : La différence entre Régression et Classification

II.3.1.2-L'apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, le réseau est fourni avec des entrées mais pas avec les sorties souhaitées. Le système lui-même doit alors décider quelles fonctionnalités il utilisera pour regrouper les données d'entrée.

Apprentissage non supervisé utilise des algorithmes pour analyser et regrouper des ensembles de données non étiquetés. Ces algorithmes découvrent des motifs cachés dans les données ou des regroupements de données sans intervention humaine. Elle est également utilisée pour réduire le nombre de caractéristiques d'un modèle à travers le processus de réduction de la dimensionnalité. D'autres algorithmes utilisés dans l'apprentissage non supervisé comprennent les réseaux neuronaux, l'extraction de règles d'association, la classification k-means et les méthodes de regroupement probabiliste (clustering) [18].

- **Clustering :** Classification par regroupement (ou clustering) est une méthode d'analyse de données qui consiste à regrouper des objets similaires dans des ensembles appelés clusters. Les algorithmes de regroupement trouvent des similitudes entre les données en se basant sur des mesures de similarité ou de distance et créent des groupes cohérents où les objets au sein d'un même cluster sont plus similaires les uns aux autres qu'aux objets des autres clusters. Cette méthode permet d'organiser les données en fonction des similitudes intrinsèques, sans connaître à l'avance les étiquettes ou les catégories auxquelles appartiennent les objets.

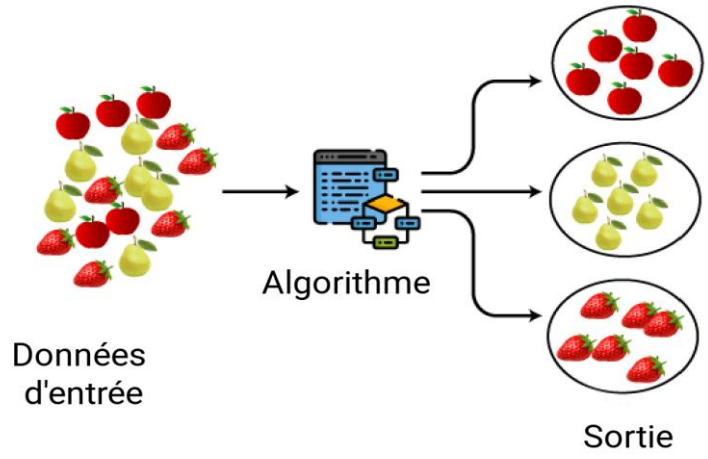


Figure II-6 : Principe de Clustering en apprentissage non supervisé

- **L'association :** L'association est une méthode d'apprentissage non supervisé basée sur des règles qui vise à découvrir la probabilité de la co-occurrence d'éléments dans une collection de données. Elle permet de trouver des relations entre les éléments d'un ensemble. Par exemple, dans le domaine du panier d'achat en ligne, l'analyse d'association peut être utilisée pour identifier les produits qui sont fréquemment achetés ensemble. Cette méthode permet de trouver des règles d'association qui décrivent les co-occurrences courantes dans les données.

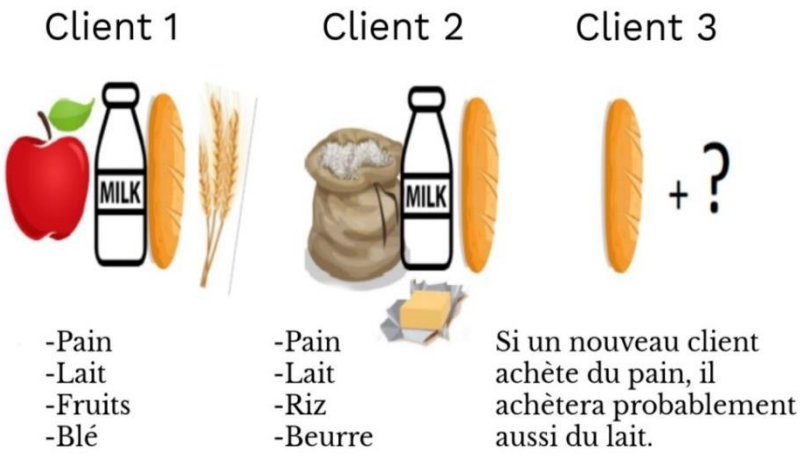


Figure II-7 : Principe de l'association en apprentissage non supervisé

- **Réduction de dimensionnalité :** La réduction de dimensionnalité est une technique utilisée en apprentissage automatique pour réduire le nombre de variables ou de caractéristiques dans un ensemble de données. L'objectif est de simplifier la représentation des données, tout en préservant autant d'informations utiles que possible.

Il existe diverses méthodes de réduction de dimensionnalité, notamment l'analyse en composantes principales (PCA), l'analyse discriminante linéaire (LDA), les méthodes basées sur les arbres de décision, etc. Chaque méthode a ses propres avantages, limitations et applications spécifiques, et le choix de la méthode dépend des caractéristiques particulières des données et des objectifs de l'analyse.

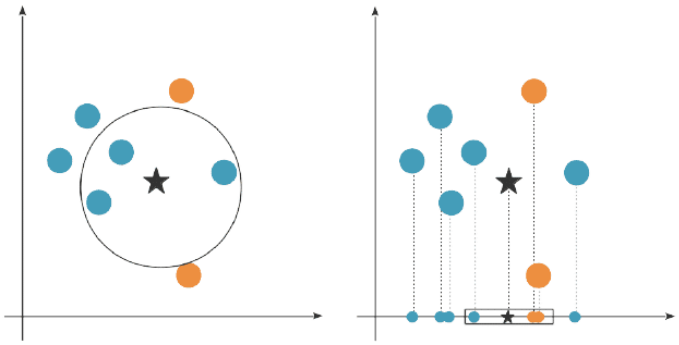


Figure II-8 : Principe de la réduction de dimensionnalité en apprentissage non supervisé

II.3.1.3-Apprentissage semi-supervisé

Dans ce type d'apprentissage, les données fournies sont un mélange de données étiquetées et non étiquetées. Cette combinaison est utilisée pour générer un modèle approprié pour la classification des données. Dans la plupart des situations, les données étiquetées sont rares tandis que les données non étiquetées sont abondantes. L'objectif de la classification semi-supervisée est d'apprendre un modèle qui prédira les classes des futures données de test mieux que le modèle généré en utilisant uniquement les données étiquetées. La manière dont nous apprenons est similaire au processus d'apprentissage semi-supervisé [20].

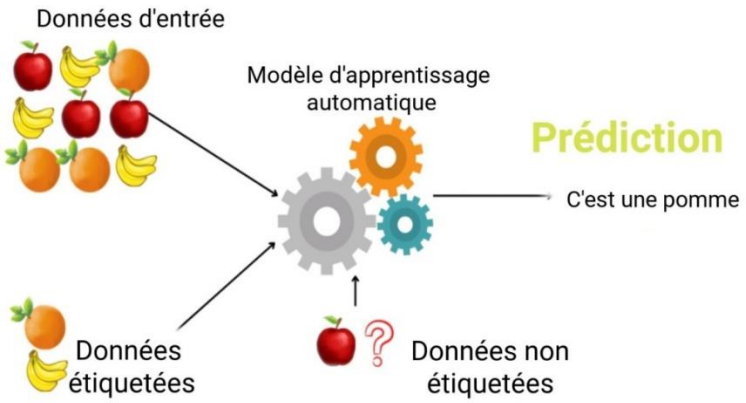


Figure II-9 : Principe de l'apprentissage semi-supervisé

II.3.1.4-Apprentissage par Renforcement

L'apprentissage par renforcement est une technique où un agent est immergé dans un environnement où celui-ci interagit avec son environnement dans le but d'apprendre. Cette méthode vise à utiliser les observations issues de l'interaction avec l'environnement afin de guider les actions d'un agent pour maximiser les récompenses ou minimiser les risques. Pour développer des programmes intelligents, cette méthode passe par les étapes suivantes :

- L'agent observe l'état actuel de l'environnement.
- Il utilise une fonction de prise de décision pour sélectionner une action à entreprendre.
- Une fois l'action effectuée, l'agent reçoit une récompense ou le 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 donnée peuvent être ajustées en fonction des actions pour fournir à notre agent (réseaux) une aide à la décision (prendre une décision) optimale [20].

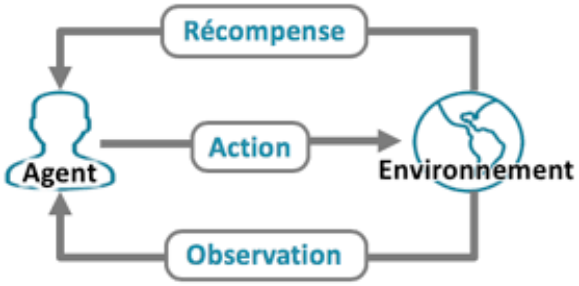


Figure II-10 : Principe de l'apprentissage par Renforcement

II.4-Apprentissage profond (Deep Learning)

L'Apprentissage Profond (Deep Learning), est une sous-branche de l'IA, dérivée de l'apprentissage automatique (Machine Learning). Il a été développé dans le but de créer des algorithmes capables d'apprendre et de s'améliorer de manière autonome, contrairement à la programmation classique qui repose sur des règles prédéfinies.

L'apprentissage profond est basé sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels profonds, composés de plusieurs couches de neurones interconnectés. Chaque couche traite des caractéristiques de plus en plus abstraites, ce qui permet d'obtenir une compréhension plus profonde et plus précise des informations.

Les applications d'apprentissage Profond sont vastes, allant de la vision par ordinateur à la reconnaissance vocale en passant par la traduction automatique et la génération de texte. Les modèles d'apprentissage profond sont particulièrement performants pour résoudre des

problèmes complexes grâce à leur capacité à apprendre et à représenter des informations de haut niveau.

L'avènement du Deep Learning a provoqué une véritable révolution dans de nombreux domaines de l'intelligence artificielle, ouvrant de nouvelles perspectives pour la résolution de problèmes complexes et l'exploitation de grands ensembles de données. Cependant, il reste un domaine de recherche en constante évolution, avec de nouveaux développements et techniques qui émergent constamment.

II.4.2-Type d'apprentissage en profondeur

Il existe deux types principaux d'apprentissage en profondeur :

- **Apprentissage supervisé :** Dans l'apprentissage supervisé, les données d'entraînement sont étiquetées, c'est-à-dire qu'elles sont associées à des résultats ou des catégories connus. Le modèle est entraîné à partir de ces exemples étiquetés afin de pouvoir prédire la bonne réponse pour de nouvelles données non étiquetées. Cela peut inclure des tâches telles que la classification d'images, la reconnaissance vocale ou la prédiction de valeurs numériques [22].
- **Apprentissage non supervisé :** Dans l'apprentissage non supervisé, les données d'entraînement ne sont pas étiquetées, ce qui signifie que le modèle doit découvrir des motifs, des structures ou des relations sans avoir de réponse préétablie à prédire. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé sont souvent utilisés pour la détection de clusters, la réduction de dimensionnalité ou la reconstruction d'images [22].

II.5-Différence entre Machine Learning et Deep Learning

- Les algorithmes d'apprentissage automatique nécessitent généralement des données structurées, tandis que les réseaux d'apprentissage en profondeur reposent sur des couches de réseaux de neurones artificiels.
- L'architecture des modèles est différente, avec les modèles de DL ayant une structure plus profonde que les modèles de ML.
- L'apprentissage en profondeur se concentre principalement sur l'utilisation de réseaux de neurones, tandis que l'apprentissage automatique utilise une variété d'approches et de techniques de modélisation, dont les réseaux de neurones ne sont qu'une option parmi d'autres.

Il est important de noter que l'apprentissage profond est une évolution d'apprentissage automatique, offrant aux machines la capacité de prendre des décisions plus précises sans l'intervention d'un expert humain [21].

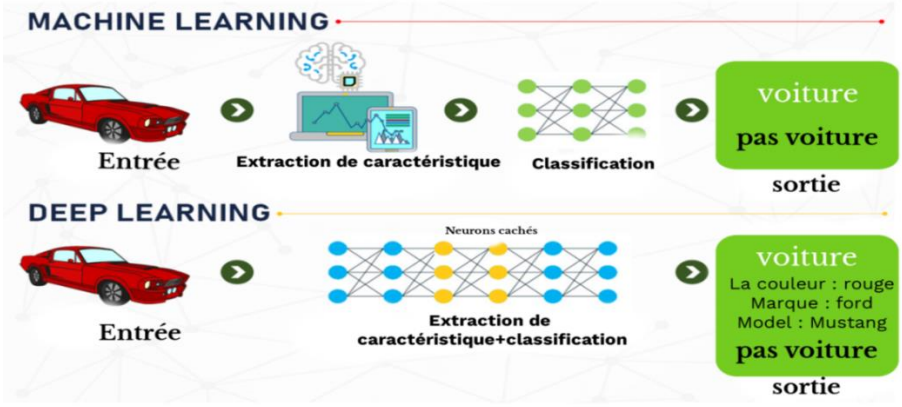


Figure II-11 : La différence entre Machine learning et Deep learning

II.6-Réseau Neurones

II.6.1-Neurone Biologique

Un neurone ou une cellule nerveuse, est l'unité fondamentale qui compose un système nerveux. Il joue un rôle crucial dans la transmission des signaux bioélectriques, connus sous le nom d'influx nerveux. Il est composé de corps cellulaire contenant le noyau, et de nombreuses extensions ramifiées appelées dendrites, plus une très longue extension appelée axone. À l'extrémité de l'axone se trouvent de minuscules structures appelées terminaisons de l'axone, qui sont connectées aux dendrites des autres neurones.

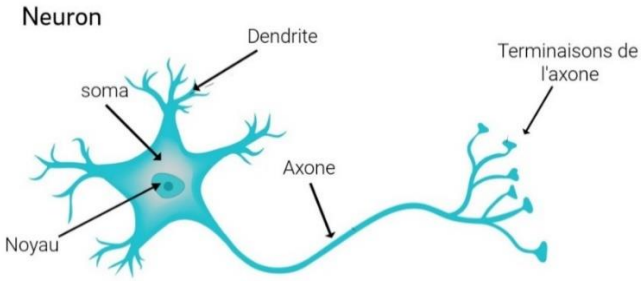


Figure II-12 : Neurone Biologique

Le neurone biologique reçoit des signaux en entrée provenant d'autres neurones grâce à des connexions entre les dendrites et les synapses. Les signaux reçus sont ensuite analysés et traités en effectuant une sommation des signaux entrants. Le résultat de cette sommation est ensuite comparé à un seuil d'activation. Si le résultat dépasse ce seuil, le neurone génère une décharge électrique qui se propage le long de son axone vers d'autres neurones. Ce processus permet la transmission et l'intégration des informations dans le système nerveux. Les neurones biologiques sont essentiels pour la communication entre les différentes parties du corps et pour la coordination des fonctions physiologiques et des processus mentaux [9].

II.6.2-Neurone Artificiel

En 1943, Walter Pitts et Warren McCulloch ont développé le tout premier modèle de neurone artificiel, connu sous le nom de "Perceptron". Ces deux chercheurs ont puisé leur inspiration dans le fonctionnement du cortex visuel des mammifères. Le Perceptron était capable de résoudre certaines tâches, mais il avait ses limites. C'est alors qu'ils eurent l'idée de mettre plusieurs perceptrons ce qui donne un multi perceptron. Communément appelé réseau de neurones artificiels. [23]

Un neurone artificiel fonctionne de manière similaire à un neurone biologique. Il s'agit d'un nœud d'un réseau de neurones qui reçoit généralement plusieurs valeurs d'entrée et génère une valeur de sortie en effectuant des calculs.

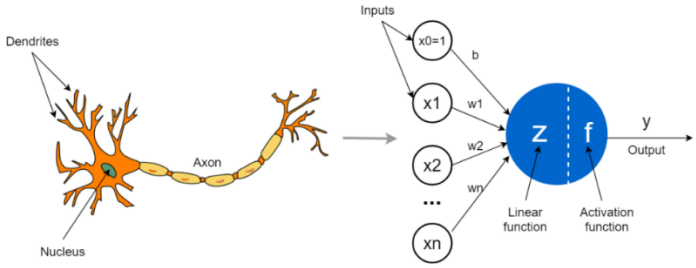


Figure II-13 : Neurone Biologique et Neurone Artificiel

II.6.3-Architecture des Réseaux de neurones

Le réseau neuronal est organisé en trois couches :

- **Couche d'Entrée :** Cette couche reçoit les données en entrée du réseau neuronal. Chaque neurone dans cette couche représente une caractéristique d'entrée.
- **Couches Cachées :** Ce sont les couches intermédiaires entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Elles effectuent des transformations non linéaires des données. Plusieurs couches cachées peuvent être empilées pour former un réseau plus profond.
- **Couche de Sortie :** Cette couche représente le résultat du réseau de neurones, ce que l'on appelle la prédiction [24].

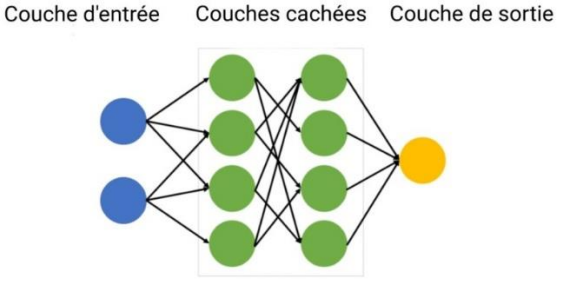


Figure II-14 : Architecture de réseau neuronal artificielle.

II.6.4-Les différentes architectures des réseaux de neurones

Il existe plusieurs architectures de réseaux de neurones, chacune étant conçue pour résoudre des types spécifiques de problèmes. Chaque architecture a ses propres avantages, limitations et domaines d'application. Voici les architectures les plus courantes :

II.6.4.1- Réseaux de neurones profond (DNN)

Réseaux de neurones profonds (DNN) est un type de réseau de neurones artificielles qui se compose de plusieurs couches cachées. Ces réseaux sont appelés "profonds" en raison du grand nombre de couches qu'ils contiennent. Ils sont utilisés dans une variété de tâches d'apprentissage automatique, telles que la classification d'images, la reconnaissance vocale, la traduction automatique [23].

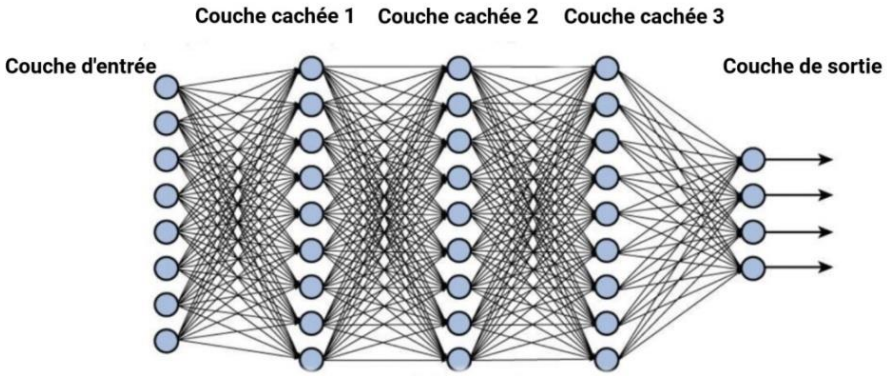


Figure II-15 : Architecture de réseau neuronal profond (DNN).

II.6.4.2- Réseaux de neurones récurrents (RNN)

Un réseau neuronal récurrent (RNN) est un type de réseau neuronal qui contient des boucles, permettant de stocker de l'information à l'intérieur du réseau. Les réseaux neuronaux récurrents utilisent le raisonnement des expériences précédentes pour informer les événements futurs [25].

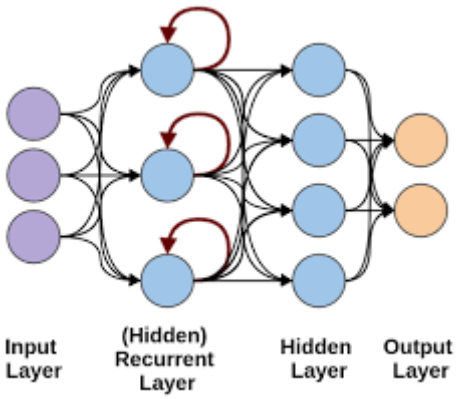


Figure II-16 : Architecture de réseau neuronal récurrent (RNN).

II.6.4.3- Réseaux de neurones adversaires génératifs (GAN)

Les réseaux de neurones adversaires génératifs (GAN) sont des architectures de réseaux neuronaux employées pour produire des données, comme des images, des vidéos ou des sons. Ils se composent de deux réseaux : un générateur, qui apprend à créer de nouvelles données à partir d'un ensemble d'apprentissage, et un discriminateur, qui apprend à distinguer les données générées par le générateur des données réelles. Ce processus d'entraînement itératif amène à la génération de données de haute qualité, souvent utilisées dans des domaines comme la synthèse d'images réalistes, la création artistique et la génération de contenu multimédia [26].

II.6.4.4- Réseaux de neurones transformer (TNN)

Les réseaux de neurones Transformer ont été initialement développés pour le traitement automatique du langage. En utilisant des mécanismes d'attention, ils permettent à un modèle de traiter des séquences de différentes longueurs, en mettant l'accent sur les parties les plus importantes de la séquence à chaque étape. Ces réseaux de neurones ont rencontré un franc succès dans diverses applications, notamment la traduction automatique et la génération de texte [27].

II.6.4.5-Réseaux de neurones résiduels (ResNet)

Réseaux de neurones résiduels (ResNet) sont des architectures de réseaux neuronaux artificiels renommées. Inspirés par les structures présentes dans les cellules pyramidales du cortex cérébral, les ResNet sont couramment utilisés pour la reconnaissance d'images et la classification de données complexes [27].

II.6.4.7-Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Le réseau neuronal convolutif (CNN) est l'une des catégories les plus populaires de réseaux neuronaux. Son nom indique une opération arithmétique linéaire entre les vecteurs appelée convolution. Les réseaux de neurones convolutifs sont une architecture de réseau de neurones profonds qui ont été initialement développés pour la reconnaissance d'images. Les CNN sont largement utilisés pour des tâches telles que la classification d'objets, la détection d'objets, la segmentation sémantique, Reconnaissance faciale, Analyse médicale. Leur objectif est d'extraire automatiquement des caractéristiques significatives à partir de données d'entrée, telles que des images, en utilisant des opérations de convolution, de pooling et de connexion entièrement connectée [28].

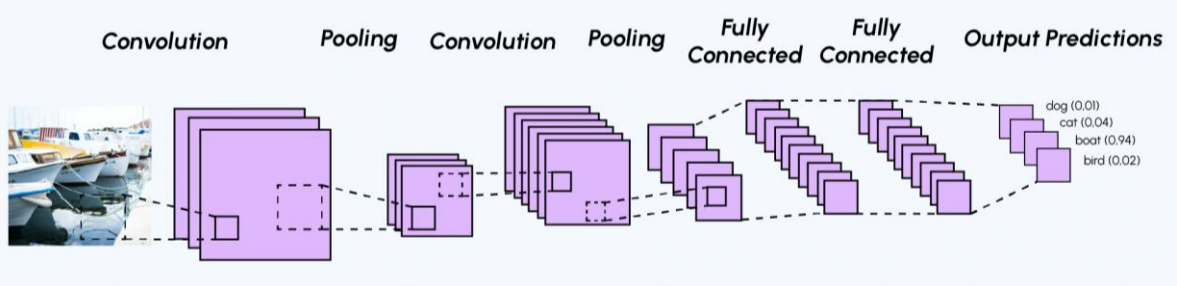


Figure II-17 : Architecture de réseau neuronal convolutif (CNN).

II.7-Fonction d'activation

Pour calculer la valeur de sortie, chaque valeur d'entrée est multipliée par un poids correspondant, qui représente l'importance de cette valeur pour le calcul de la sortie. Les poids permettent d'ajuster la contribution de chaque entrée à la sortie finale du neurone.

Une fois que la somme pondérée des entrées est calculée, une fonction d'activation est appliquée à ce résultat pour introduire une non-linéarité et moduler la valeur de sortie du neurone.

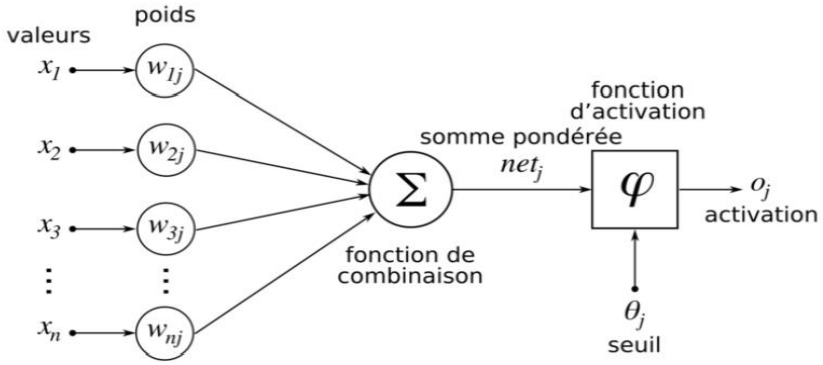
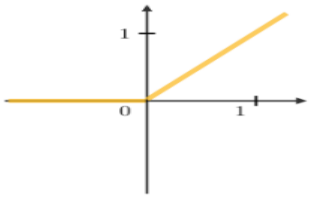
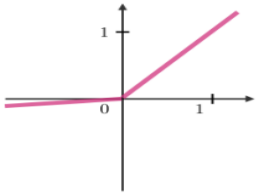
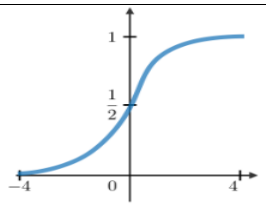
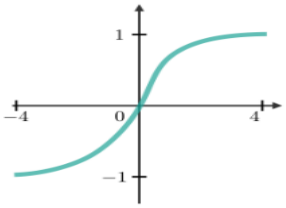


Figure II-18 : Principes de calcul des neurones artificiels.

Il existe plusieurs fonctions d'activation, et le choix de celle-ci dépend de la nature du modèle que l'on souhaite modéliser [29]. En voici les plus fréquentes (voir le tableau II-1) :

Tableau II-1 : Les fonctions d'activation les plus couramment utilisées

Fonction	Equation	Courbe
Rectified Linear Unit (ReLU)	$F(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & x \geq 0 \end{cases}$	
Leaky ReLU	$F(x) = \begin{cases} 0 & x \geq 0 \\ ax & Ailleurs \end{cases}$	
Sigmoïde	$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	
Tangente Hyperbolique « Tanh »	$F(x) = \frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}}$	

II.8-Les couches de réseau de neurones à convolution (CNN)

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) sont des réseaux multicouches qui comprennent des couches de convolution, de regroupement, d'activation et de connexions entièrement connectées. [30]

- **Couche d'entrée :** Cette couche reçoit les images en entrée. Chaque pixel de l'image est généralement représenté comme une valeur de pixel dans une matrice.

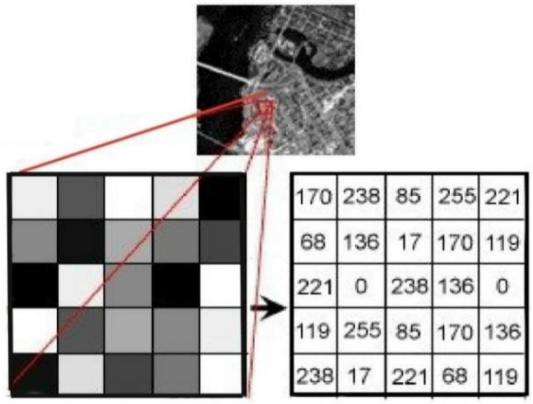


Figure II-19 : Représentation d'une image au niveau de gris.

- **Couche de Convolution :** La couche convolutive est une composante essentielle de l'architecture des réseaux neuronaux convolutifs (CNN). Pour effectuer la convolution, on prend une image pixélisée, carré par carré, et on la transforme à l'aide d'un filtre. Il existe des millions de filtres différents de tailles variées, le choix se fait en fonction des bonnes pratiques des sciences de données. Une fois que l'image a été entièrement passée à travers un filtre, on obtient une image transformée appelée carte des caractéristiques (feature map), comme illustré dans la Figure II-20. Ce processus est répété avec d'autres filtres pour créer plusieurs cartes des caractéristiques de l'image. Cela crée une sorte de couche composée de nombreuses carte des caractéristiques différentes [31].

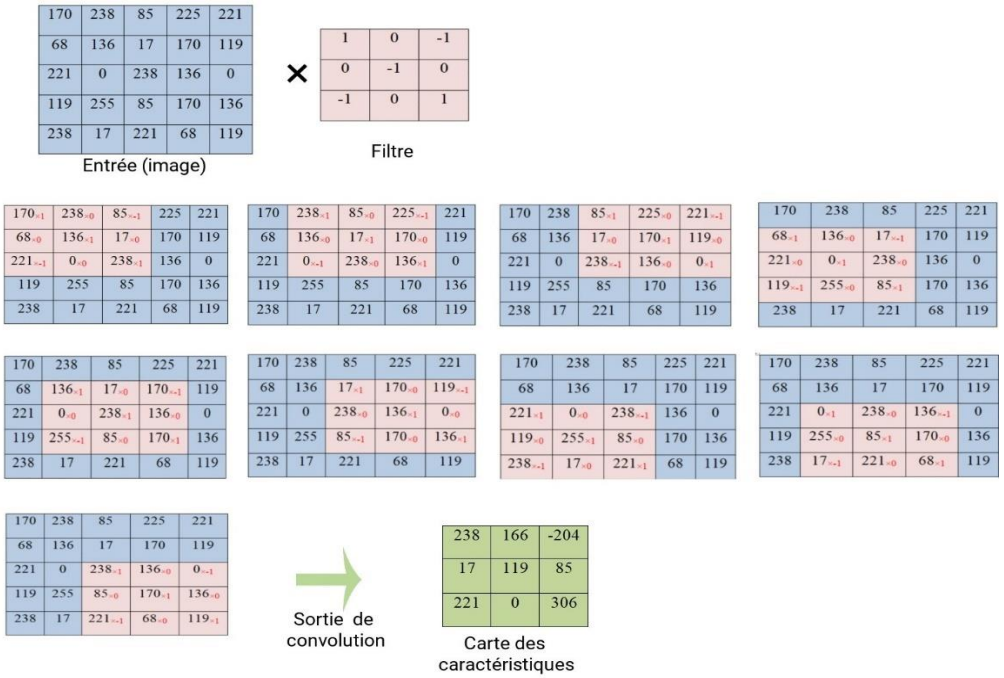


Figure II-20 : Opération de Convolution

- **Couche d'activation (Relu) :** Après chaque couche de convolution (CONV) dans un réseau de neurones convolutif (CNN), une fonction d'activation non linéaire ReLU est généralement appliquée. Cette fonction transforme les données en remplaçant les valeurs négatives par zéro et en laissant passer les valeurs positives en sortie [21].

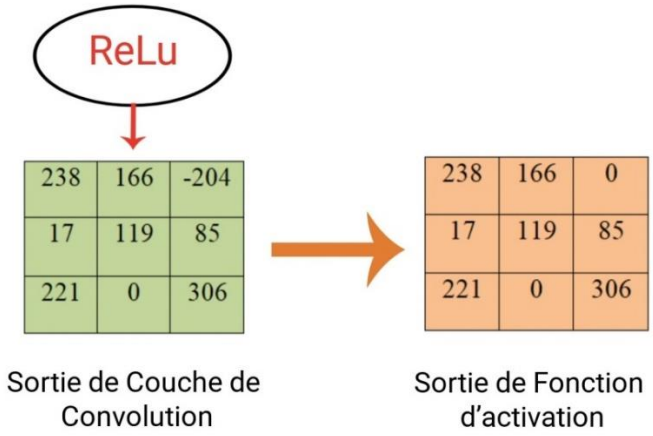
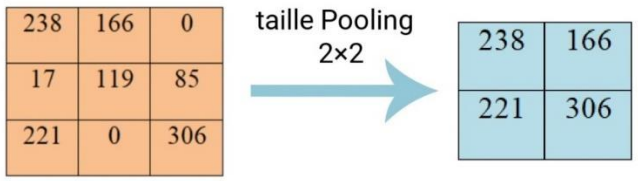
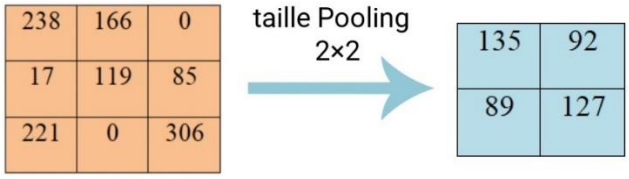


Figure II-21 : Application de la fonction d'activation ReLU

- **Couche de Regroupement (Pooling)** : La couche de pooling est utilisée pour réduire la dimensionnalité spatiale des cartes de caractéristiques générées par la couche de convolution. Il existe plusieurs fonctions de pooling telles que la moyenne du voisinage rectangulaire, la norme L2 du voisinage rectangulaire et une moyenne pondérée basée sur la distance du pixel central. Cependant, les deux processus les plus populaires sont maximisation (Max Pooling) et la mise en commun moyenne (Average Pooling) [23]. Comme illustré dans le tableau II-2

Tableau II-2 : Les Types de Pooling

Type	Objectif	Exemple
Maximisation (Max Pooling)	Consiste à sélectionner la valeur maximale.	
Mise en Commun Moyenne (Average Pooling)	Consiste à calculer la moyenne des valeurs.	

- **Couche d'aplatissement (flatten layer) :** est une opération courante dans les réseaux neuronaux, souvent utilisée pour passer d'une représentation matricielle ou multidimensionnelle à un vecteur unidimensionnel. Cette transformation permet de passer des représentations spatiales, telles que celles produites par les couches de convolution dans un CNN, à des représentations linéaires adaptées aux couches entièrement connectées. Comme illustré dans la Figure II-22

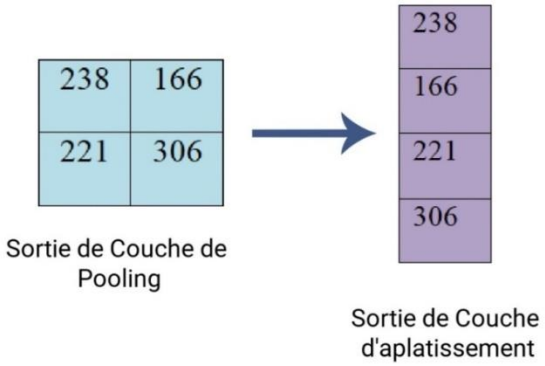


Figure II-22 : Opération de Flatten

- **Couche entièrement connectée (Fully Connected Layer) :** La couche entièrement connectée, également connue sous le nom de couche dense, est composée de neurones connectés à tous les neurones de la couche précédente. C'est une étape de traitement qui s'applique à une entrée qui a été préalablement aplatie.

  En d'autres termes, la couche entièrement connectée permet de prendre en compte toutes les caractéristiques extraites par les couches précédentes et de les utiliser pour effectuer une classification ou une régression en utilisant tous les neurones de la couche. Cette couche est très utile pour des tâches telles que la classification d'images ou la prédiction de valeurs numériques [32].

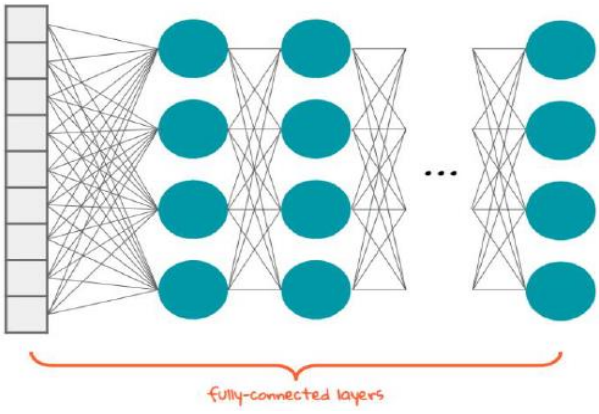


Figure II-23 : Couche entièrement connectée

- **Couche de sortie (Output Layer) :** Cette dernière couche produit les prédictions du réseau neuronal, généralement sous forme de probabilités pour chaque classe dans le cas de la classification.

II.9- Prétraitement des signaux

Le prétraitement des signaux vise à améliorer la qualité globale en éliminant les artefacts indésirables et en nettoyant les données avant d'appliquer des techniques d'apprentissage profond. Il utilise des fonctions et des applications spécialisées dans cette tâche. De plus, cette étape permet d'extraire des caractéristiques spécifiques au domaine d'intérêt, réduisant ainsi la dimensionnalité des données pour faciliter l'apprentissage des modèles de Deep Learning. Il existe différentes méthodes qui peuvent être utilisées pour le prétraitement des signaux, telles que :

II.9.1-Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

Grâce à de nombreuses années de recherche et d'analyse sur le logiciel de reconnaissance, une grande variété de représentations de signaux vocaux ont été expérimentées. La méthode MFCC est le plus populaire et la plus précise de toutes les approches connues [33]. Le MFCC est une technique d'extraction de caractéristiques utilisée dans le traitement des signaux audio. Elle est largement utilisée dans la reconnaissance vocale, l'identification des locuteurs et la classification des genres musicaux. La Figure II-24, illustre les différentes étapes de processus d'extraction des caractéristiques MFCC.

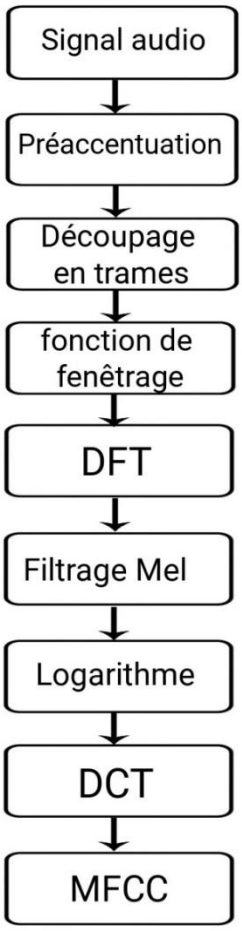


Figure II-24 : Les étapes de processus MFCC

- **Préaccentuation :** Cette étape accentue les hautes fréquences du signal pour équilibrer le spectre fréquentiel. Elle implique généralement l'application d'un filtre passe-haut au signal.
- **Découper le signal en trames :** Le signal est divisé en trames courtes, généralement d'environ 20 à 40 millisecondes de long.
- **Appliquer une fonction de fenêtrage :** Une fonction de fenêtrage comme Hamming ou Hanning est appliquée à chaque trame pour réduire la fuite spectrale.
- **Calculer la Transformée de Fourier Discrète (TFD) :** La Transformée de Fourier est appliquée à chaque trame fenêtrée pour la convertir du domaine temporel au domaine fréquentiel.
- **Filtrage Mel :** Le spectre fréquentiel est converti en échelle de Mel. Cela se fait en passant le spectre à travers une banque de filtres triangulaires espacés uniformément dans l'échelle de Mel. La sortie de chaque filtre est la somme pondérée de l'énergie spectrale dans la plage de fréquences de ce filtre.
- **Logarithme :** Le logarithme des puissances obtenues à partir de chaque filtre est pris.

- **Transformée en cosinus discrète (TCD) :** La transformée en cosinus discrète est appliquée pour décorréler les énergies du banc de filtres logarithmiques, et les coefficients résultants sont les MFCC. [34]

II.9.2- Transformation en ondelettes continues (CWT)

La Transformée en Ondelettes Continue (CWT) est une technique de traitement du signal qui permet d'analyser des signaux non stationnaires sur différentes échelles de temps. La transformée en ondelettes continue utilise le produit scalaire pour mesurer la similarité entre un signal et une fonction d'analyse, laquelle est une ondelette notée ψ. La CWT compare le signal à des versions décalées et dilatées de cette ondelette. Elle est calculée en faisant glisser et en dilatant une "ondelette mère" le long du signal d'entrée à différentes échelles et positions, puis en calculant la corrélation entre l'ondelette mère et le signal à différentes échelles de temps et de fréquence. Cela fournit une représentation temps-fréquence du signal [35]. Mathématiquement, la fonction de CWT peut être définie comme suit [36] :

$$CWT\ (a,b)\ = \int_{-\infty}^{\infty} x(t).\frac{1}{\sqrt{a}}\psi * (\frac{t-b}{a})dt$$

Où :

- x (t) est le signal d'entrée.
- ψ (t) est l'ondelette mère.
- a est le facteur d'échelle (qui contrôle la dilatation de l'ondelette).
- b est le facteur de translation (qui contrôle la position de l'ondelette).

II.10-Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des notions de base de l'intelligence artificielle, avec une explication de concepts tels que l'apprentissage automatique et ses types d'apprentissage. Nous avons également défini l'apprentissage profond (Deep Learning) et les différentes architectures des réseaux de neurones. Les réseaux CNN ont été détaillés, accompagnés d'organigrammes illustratifs des différentes couches de l'architecture CNN. Enfin, On a également présenté les différentes techniques de traitement tel que les coefficients cepstraux en fréquence de Mel **(**MFCC) et la Transformée en Ondelettes Continue (CWT).
Le chapitre suivant est dédié à la présentation de notre approche proposée. Nous décrivons en détail les étapes de la simulation, débutant par la préparation des données, suivie de

l'application de deux méthodes de prétraitement distinctes. Enfin, nous analysons les résultats expérimentaux de notre modèle.

Chapitre III : Application et Discussion des Résultats

III.1-Introduction

Ce chapitre présente une approche innovante pour la classification des signaux PCG. L'objectif est de développer un modèle CNN pour la classification des maladies cardiaques. Ce modèle sera appliqué à la base de données MICHIGAN en utilisant le langage de programmation Python ainsi que les bibliothèques TensorFlow et Keras pour l'apprentissage et la classification. Cette étude détaille les étapes de la simulation, commençant par la préparation des données, puis l'application de deux méthodes de prétraitement différentes. Enfin, les résultats expérimentaux de notre modèle seront présentés, suivis d'une comparaison entre les résultats obtenus des deux prétraitements.

III.2-Matériels utilisés

Dans cette section, nous présentons les environnements matériels (Hardware) et logiciels (Software) de notre travail.

III.2.1-Hardware

III.2.1.1-Ordinateur portable

Les caractéristiques de l'ordinateur utilisé pour développer notre programme sont les suivantes :

- **Système d'exploitation :** Windows 11 Professionnel.
- **Processeur :** Intel(R) Core(TM) i5- 8365U CPU @ 1.60GHz 190GHz.
- **Mémoire RAM :** 8.00 GB (7.81 Go utilisable).
- **Processeur graphique :** Intel (R) UHD Graphics 620.

III.2.2-Software

III.2.2.1-Matlab

MATLAB c'est l'abréviation de "MAtrix LABoratory" est un langage de programmation puissant et polyvalent, largement utilisé dans divers domaines scientifiques et techniques. Il offre une gamme étendue de fonctionnalités pour le calcul numérique, la visualisation de données. La capacité de manipuler des matrices efficacement est au cœur de MATLAB, ce qui en fait un outil particulièrement adapté pour les applications en ingénierie, en physique, en mathématiques appliquées et dans d'autres domaines où les opérations sur les matrices sont fréquentes [38].



Figure III-1 : MATLAB.

III.2.2.2-Python

Python est un langage de programmation puissant, facile à apprendre et largement utilisé. Il est utilisé dans de nombreux domaines, y compris le traitement audio, l'analyse d'images, la programmation web et les interfaces graphiques. Avec ses modules, ses classes, ses exceptions, et ses types de données dynamiques avancés, Python constitue une fondation robuste pour la programmation.

De plus, Python propose des interfaces pour de nombreux appels système et bibliothèques, ainsi que pour divers systèmes de fenêtrage. Sa capacité à écrire facilement des modules en langages tels que C ou C++ en fait un choix attrayant pour intégrer des fonctionnalités optimisées [39].



Figure III-2 : Python.

III.2.2.3-Les bibliothèques utilisées

- **TensorFlow :** est une bibliothèque à code source ouvert dédiée à la manipulation de flux de données, offrant un solide support pour les domaines de l'apprentissage automatique et des réseaux de neurones profonds. Elle facilite la manipulation efficace des tableaux multidimensionnels et offre une extensibilité considérable pour le traitement de vastes ensembles de données [40].
- **Keras :** est une bibliothèque Python qui simplifie grandement la création de modèles d'apprentissage profond. Elle fournit des outils et des couches pour construire des modèles de réseaux de neurones artificiels [41].
- **Matplotlib :** est une bibliothèque de visualisation de données en Python qui fournit des outils pour créer une grande variété de graphiques en deux dimensions, y compris

des graphiques linéaires, des graphiques à barres, des histogrammes, des graphiques en nuages de points [42].

- **Sklearn :** (c'est abréviation de "Scikit-learn") est bibliothèque open-source en Python qui offre une large gamme d'outils pour l'apprentissage automatique (machine learning), notamment la classification, la régression, le regroupement et la réduction de la dimensionnalité [43].
- **Librosa :** est une bibliothèque Python dédiée à l'analyse et à la manipulation de données audio. Elle offre des fonctionnalités pour charger différents formats de fichiers audios tels que WAV, MP3, FLAC, extraire des caractéristiques telles que les spectrogrammes et les chromagrammes, ainsi que pour effectuer divers traitements du signal audio [44].
- **PyWavelets (Pywt) :** est une bibliothèque open-source en Python pour les transformations d'ondelettes. Elle permet de réaliser une large gamme d'opérations sur les signaux à l'aide des transformations d'ondelettes, telles que la transformée en ondelettes discrètes (DWT), la transformée en ondelettes continues (CWT), ainsi que d'autres variantes comme la transformée en ondelettes stationnaires (SWT). Elle propose également des filtres d'ondelettes pour effectuer des opérations de filtrage sur les signaux, notamment le filtrage passe-bas, passe-haut, passe-bande, ainsi que d'autres filtres personnalisables [45].

III.3-Système proposé

La méthodologie adoptée comprend plusieurs étapes distinctes. Tout d'abord, les sons cardiaques sont classés en 4 catégories différentes. Puis les signaux sont segmentés en différents segments pour localiser les caractéristiques du PCG. Après la segmentation, un sous-échantillonnage est appliqué pour réduire la densité des points.

Une fois les données préparées, deux méthodes de prétraitement sont appliquées, à savoir MFCC et CWT, afin de présenter les signaux sous forme d'images. Après le prétraitement, les données sont réparties en trois ensembles distincts : l'ensemble d'entraînement, l'ensemble de validation et l'ensemble de test.

Ensuite, un modèle CNN est construit et développé, une méthode d'optimisation appropriée est appliquée pour améliorer ses performances en ajustant les paramètres et en minimisant les erreurs.

Enfin, les résultats expérimentaux sont présentés, incluant les graphes de précision et de perte de chaque méthode de prétraitement, un rapport de classification évaluant les performances

d'un modèle de classification, ainsi qu'une matrice de confusion pour analyser en détail les résultats obtenus. La figure III.3 représente le schéma synoptique de système proposé.

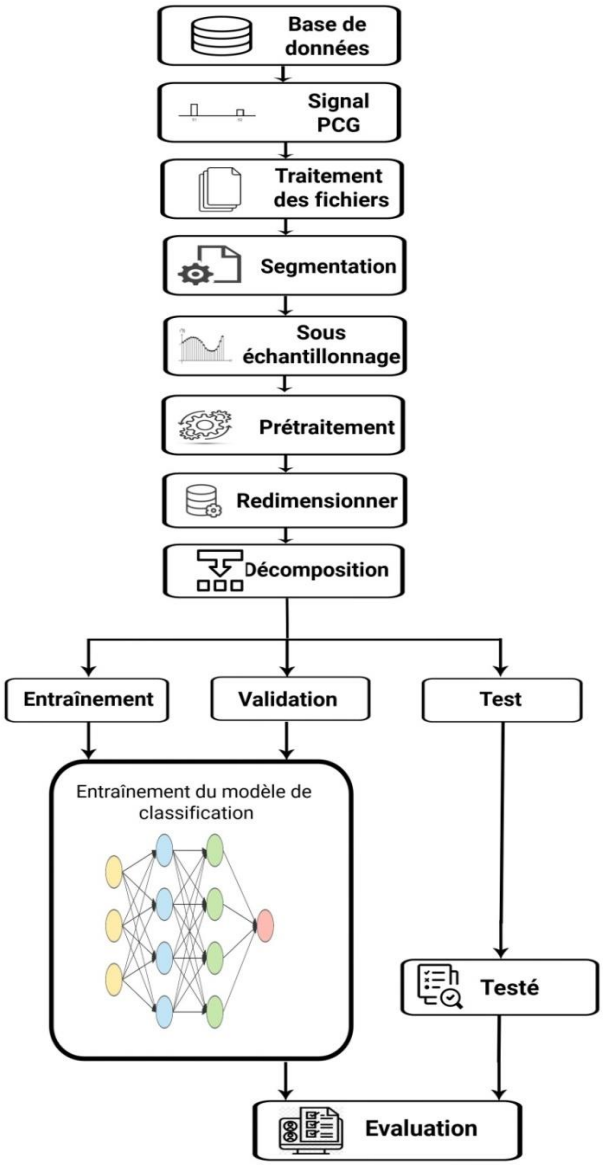


Figure III-3 : Schéma synoptique de système proposé.

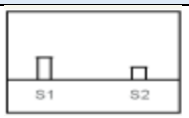
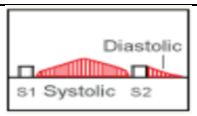
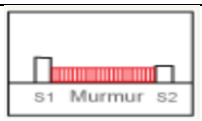
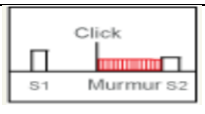
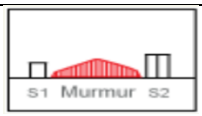
III.3.1-La Base de données

Pour évaluer notre méthode de classification des maladies cardiaques, nous exploitons les signaux PCG. Ces signaux capturent les sons du cœur grâce à un stéthoscope électronique ou d'autres capteurs, puis sont stockés de manière organisée dans une base de données (voir le tableau III-1). Cette base de données cardiaque obtenue à partir de la bibliothèque des sons cardiaques et des murmures de la faculté de médecine de l'Université du Michigan. Elle est disponible en ligne à l'adresse [37].

Notre base de données contient 23 sons cardiaques enregistrés sous forme de fichiers ".MP3", avec une durée moyenne d'enregistrement de 60 secondes. La fréquence

d'échantillonnage est de 44,1 kHz. Les enregistrements comprennent des adultes en bonne santé ainsi que des patients présentant diverses conditions cardiaques.

Tableau III-1 : Les classes de la base de données.

	Classe	Figure		Classe	Figure
1	Single S1 S2		**13**	Mitral Opening and Diastolic Murmur	
2	Split S1		**14**	Normal S1 S2	
3	Mid-Systolic Click		**15**	Systolic Murmur with Absent S2	
4	Early Systolic Murmur		**16**	Early Diastolic Murmur	
5	Mid-Systolic Murmur		**17**	Systolic and Diastolic Murmurs	
6	Late Systolic Murmur		**18**	Single S2	
7	Holosystolic Murmur		**19**	Split S2 Persistent	
8	S4 Gallop		**20**	Split S2 transient	
9	S3 Gallop		**21**	Ejection Systolic Murmur with Transient Splitting S2	
10	Systolic Click with Late Systolic Murmur		**22**	Ejection Systolic Murmur with Persistent Split S2 and Ejection, Systolic Murmur	
11	S4 and Mid-Systolic Murmur		**23**	Ejection Systolic Murmur with single S2 and Ejection Click	
12	S3 and Holosystolic Murmur				

III.3.2-Traitement des fichiers

Nous avons classé les fichiers de signaux PCG en 4 classes différentes :

- Classe Normal.
- Classe Murmur.
- Classe Extra heart souand.
- Classe Extra systole.

III.3.3-Segmentation des fichiers

Chaque fichier de signal PCG contient plus de 3 000 000 points. Pour cela, nous divisons les signaux en différents segments de 35 000 points dans chacun (voir la figureIII-4). Cette méthode permet de localiser les différentes caractéristiques de PCG.

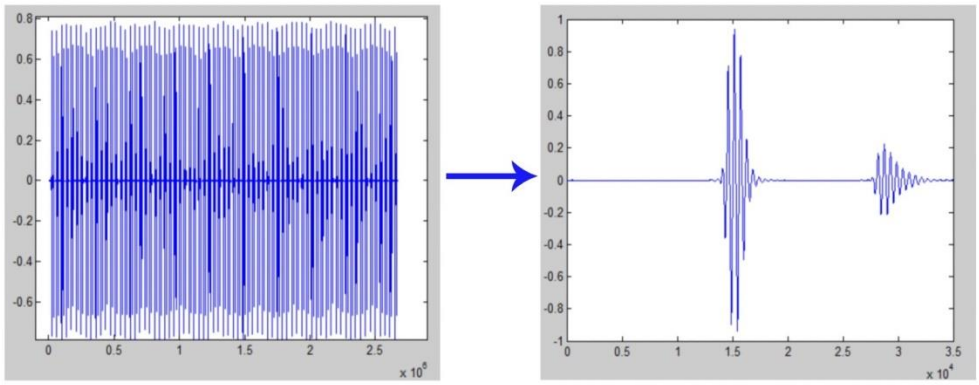


Figure III-4 : Segmentation des fichiers.

Après la segmentation, nous obtenons 2017 signaux de 35 000 points répartis en 4 classes différentes, et le tableau III-2 et la figure III-5 présente la distribution des signaux dans chaque classe.

Tableau III-2: Tableau de distribution des signaux.

Numéro	Classe	Nombre des fichiers	Nombre des signaux
1	Normal	6	652
2	Murmur	12	945
3	Extra heart souand	4	344
4	Extra systole	1	76
Total		**23**	**2017**

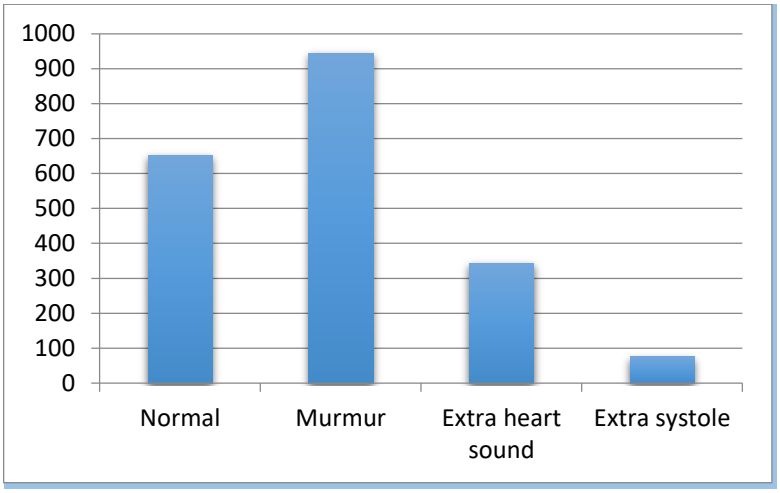


Figure III-5 : Distribution de la base de données.

III.3.4-Sous-échantillonnage

Après la segmentation des signaux, On applique le sous-échantillonnage pour réduire la densité des échantillons (points) tout en préservant les informations importantes du signal. On obtient des signaux contient 1750 points. (Voir figure III-6).

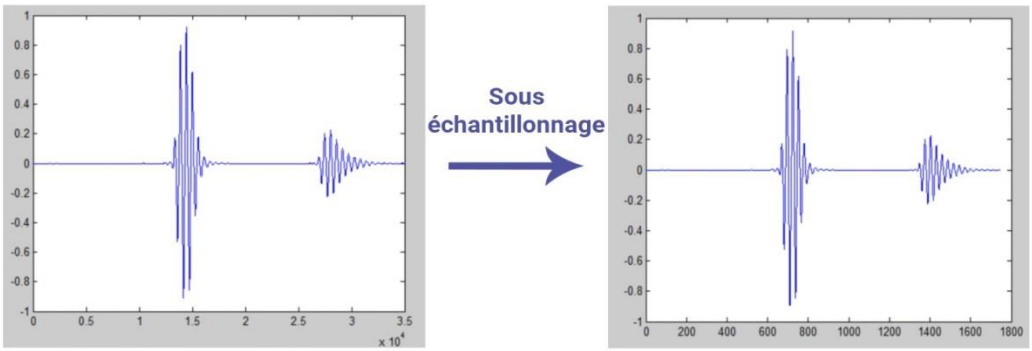


Figure III-6 : Sous-échantillonnage.

III.3.5-Prétraitement

Avant de procéder à la classification des signaux PCG, nous appliquons deux méthodes de prétraitements différents.

III.3.5.1-Coefficients cepstraux en fréquence (MFCC)

Le rôle de MFCC est de représenter le signal audio en fonction de la fréquence et d'extraire efficacement les caractéristiques les plus importantes du spectre de fréquences de ce signal audio (figure III-7). Ce processus implique généralement plusieurs étapes, notamment la transformation de Fourier discrète (DFT) du signal, le calcul du logarithme des amplitudes spectrales, le calcul de la transformée de cosinus discrète (DCT) des logarithmes, et enfin la sélection des coefficients cepstraux.

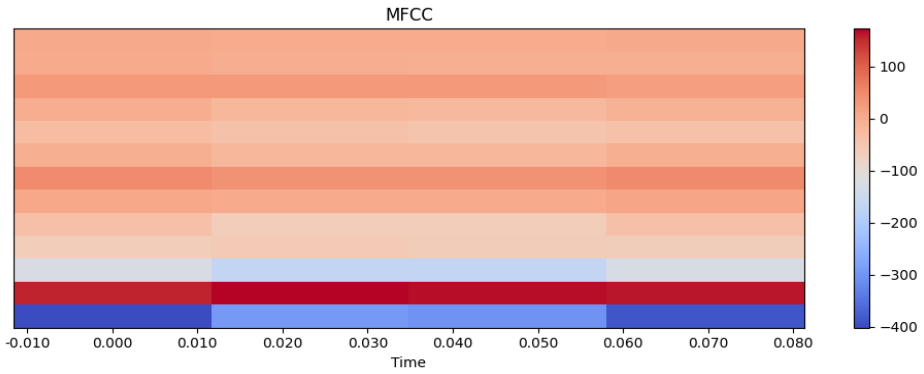


Figure III-7 : Coefficients cepstraux en fréquence (MFCC).

III.3.5.2-Transformation en ondelette continue (CWT)

La transformée en ondelette continue permet de représenter un signal en fonction du temps et de la fréquence de manière simultanée (voir figure III-8). La CWT offre une résolution temporelle variable selon la fréquence, ce qui la rend particulièrement adaptée à l'analyse de signaux non stationnaires dont les caractéristiques varient dans le temps.

La transformée en ondelette continue est une fonction de deux paramètres, « a » pour les transformée de Fourier à fenêtre glissante, seulement cette dernière est variable en fonction du temps. La CWT d'un signal x (t) peut être effectuée par une opération de corrélation entre le signal x (t) et le conjugué complexe de la fonction d'ondelettes $\psi^*(\frac{t-b}{a})$ [36].

La fonction de CWT peut être définie comme suit :

$$CWT\ (a,b)\ =\ \int_{-\infty}^{\infty} x(t).\frac{1}{\sqrt{a}}\psi*(\frac{t-b}{a})dt$$

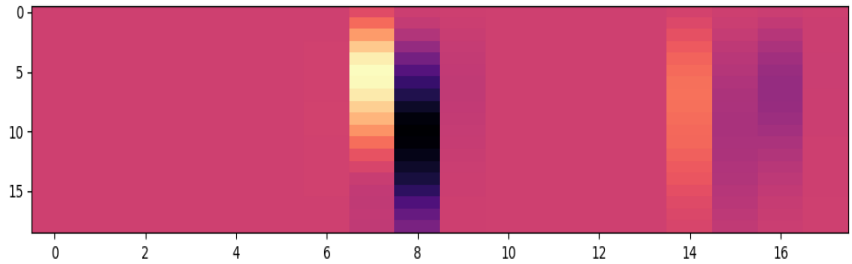


Figure III-8 : Transformation en ondelette continue (CWT).

II.3.6-Redimensionnement

Après le prétraitement, nous obtenons des données qui sont représentées sous forme bidimensionnelle 2D. C'est pourquoi nous appliquons la fonction reshape (redimensionner) pour adapter les données d'entrée au format requis par le réseau de neurone convolutif (CNN), qui traite des images ou d'autres données spatiales qui sont représentées sous forme de 3D.

III.3.7-Décomposition

La décomposition des signaux PCG consiste en une division en trois parties (voir figure III-9)

- **Entraînement :** 70% des images sont utilisées pour entraîner le modèle du réseau neuronal.
- **Validation :** 20% des images sont utilisées pour la validation, ce qui permet d'évaluer et d'améliorer ses performances pendant le processus d'apprentissage
- **Test :** 10 % des images sont utilisées comme ensemble de test. Ce sont des données indépendantes que le modèle n'a jamais vues auparavant. L'ensemble de test est utilisé pour évaluer les performances finales du modèle et pour estimer sa capacité à généraliser et à prédire l'état du patient sur de nouvelles données.



Figure III-9 : Décomposition des fichiers.

III.3.8-Entraînement du modèle

Pour optimiser l'utilisation des données disponibles lors de l'entraînement de notre modèle, on combine les données d'entraînement avec l'ensemble de données de validation. Ce regroupement nous permet d'utiliser une plus grande quantité de données pour entraîner le modèle, ce qui peut conduire à une meilleure généralisation et à des performances améliorées.

III.3.8.1-Modèle CNN

Nous avons créé notre propre architecture de l'apprentissage profond basé sur le réseau neuronal convolutif (CNN) en utilisant Python. La figure III-10, présente les différentes étapes d'entraînement du réseau CNN, comprenant la préparation des données, la construction du modèle de réseau, la fonction de perte et l'optimisation.

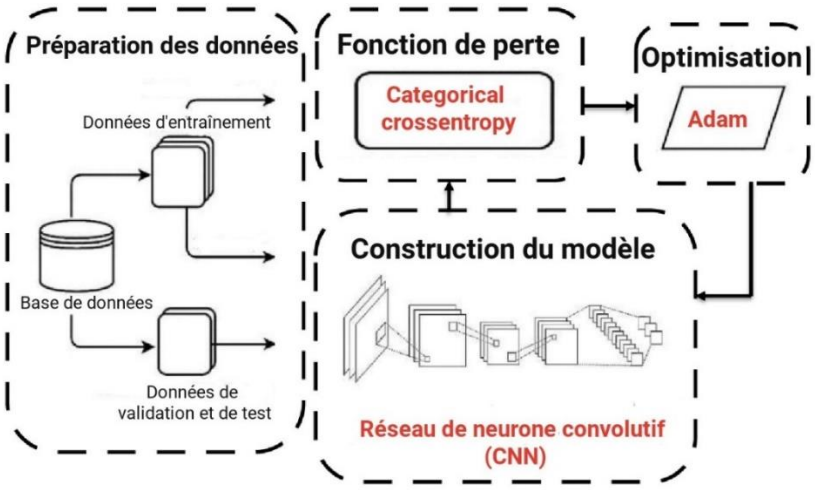


Figure III-10 : Diagramme schématique de procédure d'entrainement du modèle CNN

Avant de commencer l'entraînement, il est nécessaire de configurer les éléments suivants :

- **Fonction de perte (Loss) :** La fonction de perte est une mesure de l'erreur entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles dans l'ensemble de données. Dans ce cas, la fonction de perte utilisée est "categorical_crossentropy", qui est couramment utilisée pour les problèmes de classification multiclasse.
- **Optimisation :** L'optimiseur utilisé est "adam", qui est une méthode d'optimisation populaire dans l'apprentissage profond. Adam (Adaptive Moment Estimation) est un algorithme d'optimisation stochastique qui permet au modèle d'ajuster efficacement ses paramètres pendant l'entraînement pour minimiser la fonction de perte et améliorer la précision des prédictions.
- **Métriques (Metrics) :** Les métriques sont des mesures utilisées pour évaluer la performance d'un modèle de classification pendant son entraînement. Dans notre cas, nous utilisons metrics **'accuracy'** pour mesurer la précision des prédictions d'un modèle de classification.

III.3.9-Architecture utilisée

L'architecture que nous présentons dans la figure III-11 est composé de :

- Une couche de convolution.
- Une couche de MaxPooling.
- Une couche de flatten.
- 3 couches de connexion entière (fully connected layer).

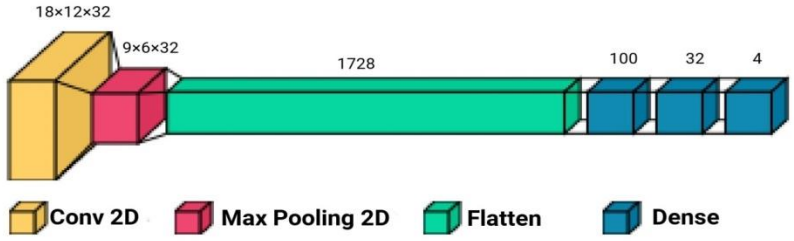


Figure III-11 : Architecture d'un modèle CNN.

Notre image, de taille 20×14 passes par la couche de convolution 2D. Cette couche est composée de 32 filtres de taille 3×3, la couche de convolution est suivie par une fonction d'activation ReLU, qui prend uniquement les valeurs positives. La sortie de cette couche est de taille (18×12×32).

Puis, cette sortie est injectée à l'entrée de la couche de pooling maximale 2D de taille 2×2 pour réduire la dimensionnalité spatiale, ce qui donne une sortie de taille (9×6×32).

La couche suivante est une couche Flatten qui transforme la sortie en un vecteur à une dimension, passant d'une représentation matricielle à une représentation linéaire. La sortie est un vecteur unidimensionnel de taille 1728.

Ensuite, ce vecteur est connecté à une couche Dense (entièrement connectée) avec 100 neurones et une fonction d'activation ReLU. Cette couche est suivie d'une autre couche Dense avec 32 neurones et une fonction d'activation ReLU. Enfin, une troisième couche Dense avec 4 neurones et une fonction d'activation Softmax est ajoutée pour la classification multiclasse.

Le modèle est ensuite compilé avec la fonction de perte "categorical_crossentropy", l'optimiseur "adam", et les métriques d'évaluation de précision ("accuracy").

La figure III-12 présente en détail l'architecture du CNN utilisé, offrant une vue claire et concise de la structure globale du modèle. Elle met en évidence les différentes couches et leurs configurations spécifiques, ainsi que les dimensions associées à chaque couche.

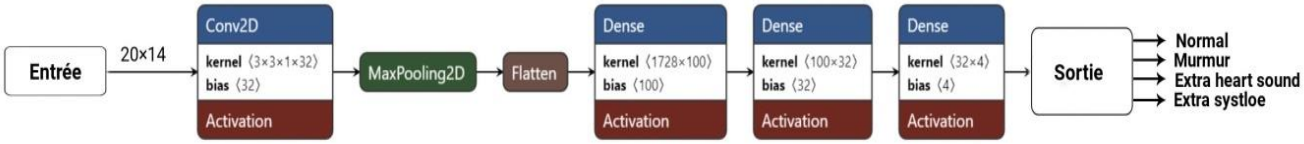


Figure III-12 : Détails de l'architecture CNN utilisée.

III.4-Evaluation des résultats lors de l'entraînement

L'évaluation des résultats pendant l'entraînement permet de surveiller les performances de notre modèle tout au long du processus d'apprentissage. Cela implique généralement l'utilisation de métriques telles que la précision ou la perte pour évaluer à quel point le modèle est capable de généraliser les données d'entraînement.

III.4.1-Graphe de précision et de perte

Les graphes de précision et de perte sont des outils couramment utilisés pour évaluer et visualiser les performances d'un modèle pendant l'entraînement.

La figure III-13 représente les graphes de : précision et perte d'entrainement et de validation en fonction du nombre d'époques pour la méthode MFCC. L'axe des x représente le nombre d'époques d'entraînement, et l'axe des y représente la valeur de la précision ou de la perte. Nous avons pris un nombre d'époques égal à 50 époques.

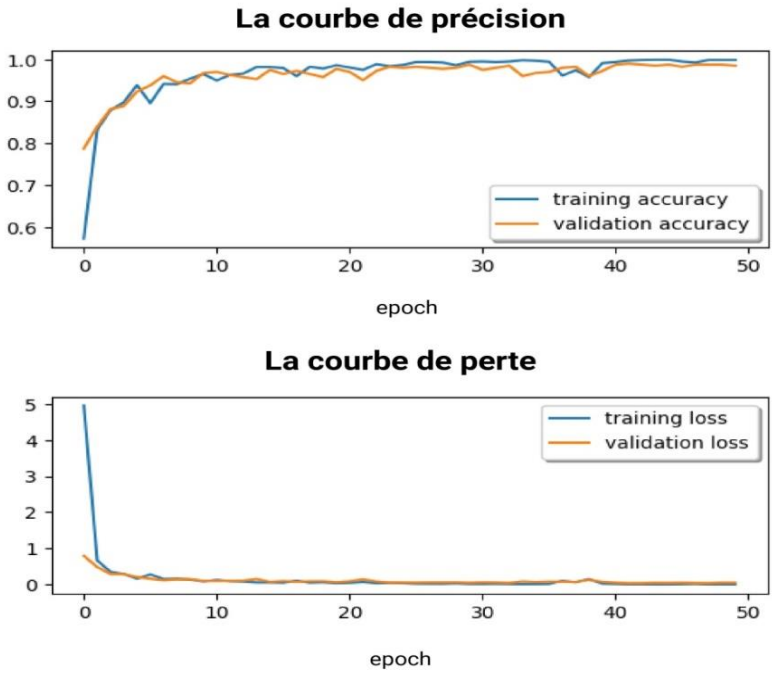


Figure III-13 : Graphe de précision et de perte pour la méthode MFCC

D'après cette figure, on remarque que la précision pour la validation et l'entrainement augmente proportionnellement avec le nombre d'époques. Cela indique que le modèle est capable d'apprendre efficacement à partir des données d'entraînement et de généraliser correctement aux données de validation. D'autre part, la perte diminue de manière inversement proportionnelle avec le nombre d'époques. Cela indique que le modèle est capable de réduire efficacement l'erreur entre ses prédictions et les valeurs réelles.

Ces résultats mettent en évidence l'efficacité de la méthode MFCC dans la classification des signaux PCG et suggèrent que le modèle est stable et performant pour la tâche à laquelle il est destiné.

III.4.2-Rapport de classification

Le rapport de classification est un outil essentiel pour évaluer les performances d'un modèle de classification. Il donne des informations plus détaillées de chaque classe individuellement.

Les métriques couramment incluses dans le rapport de classification sont :

- **Précision :** C'est le rapport entre les vrais positifs et la somme des vrais positifs et des faux positifs. C'est également le rapport entre les prédictions positives correctes et le total des prédictions positives.

$$Précision = \frac{Vrais\ positifs}{Vrais\ positifs + faux\ positifs}$$

- **Rappel (Recall) :** C'est le rapport entre les vrais positifs et la somme des vrais positifs et des faux négatifs. C'est une mesure du nombre de points positifs que notre modèle est capable de rappeler à partir des données.

$$Recall = \frac{Vrais\ positifs}{Vrais\ positifs + faux\ négatifs}$$

- **F1-Score :** C'est la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Elle permet de combiner ces deux mesures en une seule valeur, ce qui est utile lorsque les classes ne sont pas équilibrées en taille.

$$F1 - Score = \frac{Précision + Recall}{2}$$

- **Support :** C'est le nombre des images de chaque classe dans la base de données.

Le tableau III-3 présente un rapport de classification avec des métriques telles que la précision, le rappel, le F1-Score et le support pour évaluer les performances de notre modèle.

Tableau III-3 : Rapport de Classification pour la méthode MFCC.

	Précision	**Recall**	**F1-score**	**Support**
0	0.99	0.99	0.99	136
1	1.00	0.99	0.99	166
2	0.98	0.99	0.98	89
3	1.00	1.00	1.00	13
Accuracy			0.99	404
Macro avg	0.97	0.99	0.98	404
Weighted avg	0.99	0.99	0.99	404

Parmi les observations notables, on relève une précision de 99 % et de 98 % pour les première et troisième classes (Normal, Extra heart sound) respectivement, indiquant une précision légèrement inférieure par rapport aux autres classes. Le rappel pour les trois premières classes (Normal, Murmur, Extra heart sound) est de 99 %, ce qui suggère des erreurs de classification ou des omissions possibles. Le F1-Score, une métrique de performance globale, est de 99 % pour les deux premières (Normal, Murmur) classes et de 98 % pour la troisième classe (Extra heart sound). Ces résultats suggèrent des similarités potentielles entre certaines classes de signaux PCG.

D'après l'analyse du rapport de classification, nous avons observé que le modèle est très performant pour identifier les instances des différentes classes. La précision, le rappel et le F1-score sont tous élevés. Cela signifie que le modèle est fiable et peut être utilisé pour des tâches de classification.

III.4.3-Caractéristique de fonctionnement du récepteur (ROC)

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est une représentation graphique qui permet d'évaluer les performances d'un modèle en mesurant sa capacité à distinguer entre plusieurs classes. L'axe des x représente le taux de faux positifs et l'axe des y représente le taux de vrais positifs. La ligne diagonale noire représente une performance aléatoire. Chaque courbe ROC montre la relation entre le taux de vrais positifs (True Positive Rate) et le taux de faux positifs (False Positive Rate) pour une classe spécifique.

Une courbe ROC qui passe par le coin supérieur gauche est plus performante. Cela signifie que le modèle classe correctement les instances. En revanche, une courbe ROC qui suit la diagonale indique une performance équivalente à un hasard, signifiant que le modèle n'est pas meilleur que le hasard pour distinguer les instances. La figure III-14 représente la courbe ROC pour la méthode MFCC.

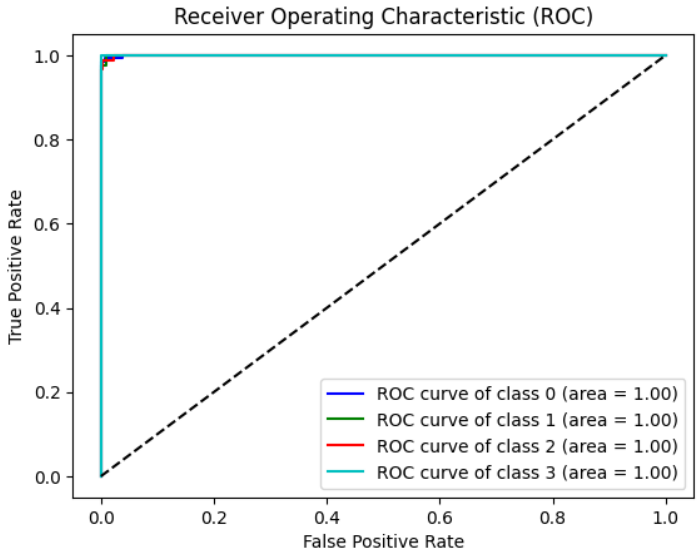


Figure III-14 : La courbe ROC pour la méthode MFCC.

Dans cette figure, on remarque :

- Toutes les courbes ROC pour les différentes classes ont une aire sous la courbe (AUC) de 1.00. Cela indique que le modèle distingue parfaitement entre les classes, ce qui est une performance idéale.
- Les courbes sont très proches de l'axe des Y. Cela signifie que le modèle a un taux de vrais positifs très haute et un taux de faux positifs très bas.
- Le fait que toutes les courbes ROC soient loin de la ligne diagonale et touchent le coin supérieur gauche du graphique indique que le modèle est bien au-dessus de la performance aléatoire.

III.4.4-Matrice de confusion

La matrice de confusion est un outil d'évaluation dans le domaine de la classification. Elle résume les résultats de prédictions et permet d'évaluer les performances de notre modèle de classification. Chaque ligne de la matrice représente une classe réelle, et chaque colonne de la matrice représente une classe prédite par le modèle.

La figure III-15, représente la matrice confusion pour la méthode MFCC. Nous avons 4 classes d'où notre matrice de confusion est de 4×4.

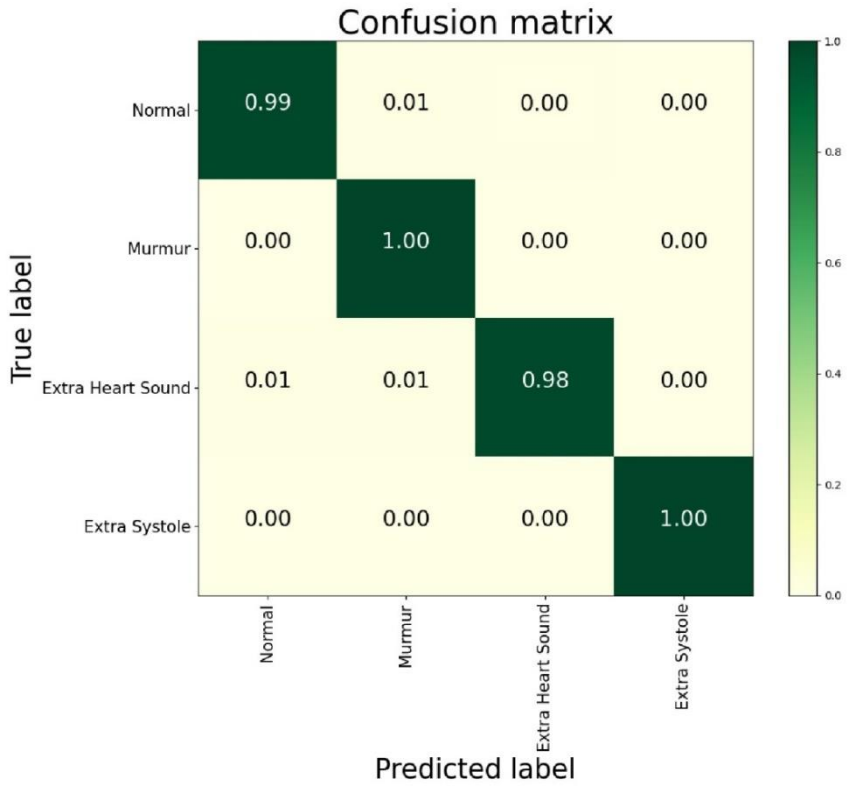


Figure III-15 : Matrice de confusion pour la méthode MFCC

D’après l'analyse de cette matrice, on remarque que les classes Murmur et Extra Systole sont bien classées. Cependant, pour la classe 1 "Normal", 99% des éléments ont été correctement prédits comme "Normal", tandis que 1% ont été prédits incorrectement comme "Murmur". De plus, dans la troisième classe, 98% des éléments de la classe "Extra Heart Sound" ont été correctement prédits comme "Extra Heart Sound", tandis que 2% de cette classe ont été prédits incorrectement comme "Normal" et "Murmur".

En résumé, les résultats de la matrice de confusion indiquent que le modèle a une performance élevée pour prédire correctement, avec seulement une petite proportion d'erreurs de prédiction. Ces erreurs suggèrent un certain degré de ressemblance et l'existence de caractéristiques communes entre ces classes.

III.4.5-Comparaison entre les deux méthodes de prétraitement

Le Tableau III-4 présente une comparaison de deux méthodes utilisées (MFCC) et (CWT) 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 première approche qui a donné une meilleure accuracy de 99.51% par rapport à la deuxième approche qui a donné une accuracy de 70,10%.

Tableau III-4 : Comparaison entre les deux méthodes utilisées

	Validation				Entrainement			
	Accuracy	**Précision**	**Recall**	**F1-Score**	**Accuracy**	**Précision**	**Recall**	**F1-Score**
MFCC	**99.51%**	**99,51%**	**99,50%**	**99,49%**	**99.60%**	**99.57%**	**99.57%**	**99.52%**
CWT	70.10%	69.50%	69.52%	69.40%	77.00%	76.80%	76.79%	76.79%

Après avoir effectué la comparaison des différents modèles, nous avons sauvegardé le meilleur modèle entraîné afin de l'utiliser dans la phase de test. Ce modèle enregistré sera ensuite évalué avec les données de test pour vérifier son efficacité et sa capacité à généraliser sur des données qu'il n'a pas encore vues.

III.5-Evaluation des résultats de test

Dans cette partie, nous prenons 10 % des données de test, qui n'ont pas été utilisées pendant le processus d'entraînement et de validation. L'objectif est de vérifier de manière objective comment le meilleur modèle enregistré dans la phase précédente fonctionne avec des données qu'il ne connaît pas encore à l'aide du prétraitement MFCC.

III.5.1-Matrice de Confusion

La figure III-16 présente la matrice de confusion, un résumé des prédictions pour évaluer les performances de notre modèle de classification basé sur la méthode MFCC lors du test. Chaque ligne de cette matrice correspond à une classe réelle, tandis que chaque colonne représente une classe prédite par le modèle.

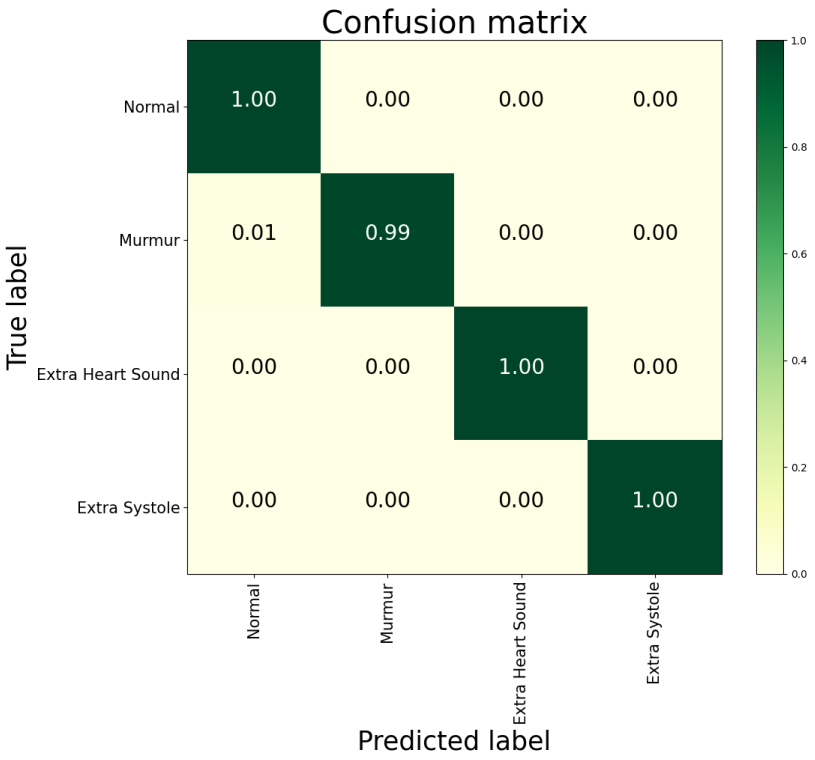


Figure III-16 : Matrice de confusion de test.

L'analyse de cette matrice révèle que dans la deuxième classe Murmur, 99% des éléments ont été correctement prédits comme "Murmur", tandis que 1% ont été prédits incorrectement comme "Normal". Cela suggère une similitude entre ces deux classes.

III.5.2-Les résultats obtenus lors de test

Les résultats obtenus lors d'évaluation du modèle sauvegarder avec les données de tests qui ne sont pas exploitées par notre modèle durant la phase d'entrainement ou de validation comme représenter dans le tableau III-5.

Tableau III-5 : Les résultats obtenus lors de test.

	Accuracy	**Précision**	**Recall**	**F1-Score**
Test	99.51	99,51%	99,50%	99,50%

Le Tableau III-5 présente les résultats du test effectué. Le modèle a obtenu une précision de 99,51 %, un rappel de 99,50 % et un score F1 de 99,50 % sur l'ensemble du test. Ces performances sont remarquablement proches de 100 %. Cela indique que notre modèle a réussi à identifier correctement la plupart des résultats positifs et négatifs.

III.6-Comparaison entre les études connexes

Notre approche proposée est comparée aux études connexes récentes dans le Tableau III-6. Ces résultats mettent en évidence l'efficacité de notre modèle dans la classification des données, offrant des performances supérieures à celles des études connexes.

Tableau III-6 : Comparaison entre les études connexes et l'étude présentée.

Travail	Année	Base des données	Prétraitement	Modèle	Accuracy
TH. Chowdhury et Al [10]	2020	MHSDB	DWT+MFCC	DNN	97.10%
S K. Ghost et Al [11]	2021	MHSDB	FSST	SVN	96.33%
Neto & Abraham et Al [12]	2021	YASEEN	MFCC	CNN	99.41%
				LSTM	99.20%
				CNN+ LSTM	99.40%
M. Rebiai et Al [13]	2022	MHSDB	Hilbert + Caractéristiques	ANN	96.00%
S. Ismail et Al [14]	2023	PASCAL	Filtrage & Segmentation & spectrogrammes	CNN-SVM	95.00%
M. Rebiai et Al [15]	2024	MHSDB	MM	CNN	98.00%
Notre	**2024**	**MHSDB**	**MFCC**	**CNN**	**99.51%**
			CWT		70.10%

Notre approche surpasse certaines des méthodes de pointe existantes en termes de précision, de traitement et d'utilisation de modèles d'IA, comme le démontre le Tableau III-6. Par exemple, l'utilisation du prétraitement DWT+MFCC avec un modèle DNN a conduit à une précision de 97,10 %. De plus, le traitement FSST avec un modèle SVM a obtenu une précision de 96,33 %. Des précisions de 99,41 %, 99,2 % et 99,4 % ont été obtenues respectivement avec un seul prétraitement MFCC et différents modèles CNN, LSTM et CNN+LSTM. Par ailleurs, l'extraction de caractéristiques Hilbert avec un modèle ANN a atteint une précision de 96 %. Enfin, le prétraitement MM avec un modèle CNN a obtenu une

précision de 98 %. En revanche, notre approche a considérablement amélioré la précision à 99.51 %.

III.9-Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué deux techniques de prétraitement à des signaux PCG. Ensuite, nous avons développé une architecture CNN pour classifier différents types de maladies cardiaques. Après l'entraînement du modèle CNN, nous avons comparé les résultats obtenus des deux méthodes de prétraitement des signaux en utilisant des mesures telles que la précision, la perte, le F1-score, ainsi que des graphiques de la perte et de la précision, la courbe ROC, le rapport de classification et la matrice de confusion. Enfin, pour évaluer la généralisation du modèle, nous l'avons testé sur des signaux non utilisés précédemment.

Conclusion Générale

Cette étude a examiné la classification des maladies cardiovasculaires en utilisant des techniques d'intelligence artificielle. Nous avons proposé une nouvelle architecture de deep learning basée sur les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) pour classer avec précision les signaux PCG.

Tout d'abord, nous avons abordé les notions fondamentales de l'anatomie du système cardiovasculaire ainsi la phonocardiographie et les bruits cardiaques qui permettent d'avoir une étude sur l'enregistrement et l'analyse de ces sons. Ensuite, nous avons introduit l'intelligence artificielle et ses sous-domaines, en nous concentrant particulièrement sur les réseaux neuronaux convolutifs et leurs architectures. Nous avons également exploré différentes méthodes de prétraitement du signal, notamment les coefficients cepstraux en fréquence de Mel (MFCC) et la transformée en ondelettes continue (CWT). Finalement, on a proposé un système intelligent capable de détecter différentes maladies et bruits cardiaques basé sur des signaux PCG, en utilisant des méthodes d'extraction de caractéristiques associées à une analyse intelligente.

Grâce à l'application du Deep Learning, nous avons élaboré une méthode de classification automatique des maladies cardiovasculaires, obtenant ainsi des bons résultats. Cette avancée revêt une importance cruciale dans le domaine de la santé, où la précision peut avoir un impact direct sur la vie des patients.

Bibliographie

Bibliographie

[1] : H. LAMRAOUI, "Caractérisation du signal phono-cardiogramme", Université Hadj Lakhdar Batna 2, Faculté de Technologie, Département d'Électronique, 2016.

[2] : C. Cabrol, R. Vialle, et H. Guérin-Surville, "Anatomie du cœur humain Niveau PCEM2-EIA cardiologie",Université Pierre et Marie Curie, 2002.

[3] : St-Jean, Richard, "Le rôle de la phase du cycle cardiaque sur le potentiel évoqué moyen à un stimulus somesthésique chez l'humain", Université du Québec à Montréal, 1982.

[4] : A.K.Abbas et R. Bassam, "Phonocardiography Signal Processing", 2009.

[5] : M. Guermoui, "Analyse spectrale du signal phonocardiogramme (PCG)", Université de batna, Département d'Électronique, 2012.

[6] : Andrew N, Pelech MD, "THE CARDIAC MURMUR: When to Refer? Pediatric Clinics of North America", 1998. 45(1): p. 107-122.

[7] : F.Berkman, "The extra heart sound" Canadian Medical Association journal, 1956. 75(10): p. 850-859.

[8] : Babuty et al , "Extra systoles auriculaires", jonctionnelles et ventriculaires, EMC - Cardiologie-Angéiologie, 2004. 1(3): p. 205-222.

[9] : https://www.intel.fr/content/www/fr/fr/healthcare-it/artificial-intelligence.html. Consulté le 16/04/2024.

[10] : Chowdhury, T. H., Poudel, K. N., & Hu, Y. (2020). Time-frequency analysis, denoising,compression, segmentation, and classification of PCG signals. IEEE Access, *8*, 160882-160890.

[11] : Ghosh, S. K., Tripathy, R. K., & Ponnalagu, R. N. (2021, October). Classification of pcg signals using fourier-based synchrosqueezing transform and support vector machine. In 2021 IEEE Sensors (pp. 1-4). IEEE.

[12] : A.N. Netto, L. Abraham, "Detection and classification of cardiovascular disease from phonocardiogram using deep learning models", 2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems, ICESC, IEEE, 2021, pp. 1646–1651.

[13] : Rebiai, M., Bengherbia, B., Benkhaoua, N., Douik, N., Hentabli, H., & Toumi, Y. (2022, September). Segmentation and Classification of Cardiac Sound Signals and Their Use in the Diagnosis of Heart Disease. In 2022 International Conference on Theoretical and Applied Computer Science and Engineering (ICTASCE) (pp. 105-109). IEEE.

[14] : Ismail, S., Ismail, B., Siddiqi, I., & Akram, U. (2023). PCG classification through spectrogram using transfer learning. Biomedical Signal Processing and Control, 79, 104075.

[15] : M. Rebiai, M.R.A. Berkani, M.Toubal Seghir, M.Y Bentegri, "Mathematical Morphology-Based Envelope Detection for Cardiac Disease Classification from Phonocardiogram Signals".

[16] : java point, artificial-intelligence, https://www.javatpoint.com/artificial-intelligence. Consulté le 13/03/2024.

[17] : N. Balacheff, "Didactique et intelligence artificielle," Recherches en didactique des mathématiques", vol. 14, pp. 9-42, 1994.

[18] : https://www.ibm.com/topics/machine-learning. Consulté le 13/03/2024.

[19] : M. Reggad, A. Selmani, et A. Chouchane, "Face Kinship Verification Using Retinex Filter and Elliptical Mask based New Version of Gabor Filter", 2021.

[20] : M. Mohssen, M.B. Khan et E.B.M. Bashier, Machine learning: algorithms and Applications, 2016.

[21] : A.Chouchane, M.Berkani, O.Alioune, F.Ghernouati, "Etude d'un système intelligent pour la classification des cancers en utilisant le séquençage des ARN", 2023.

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

[23] : S. Senani, "Réseaux de neurones convolutionnels pour la détection précoce de la rétinopathie diabétique," Université Mouloud Mammeri, 2019.

[24] : M. Benrekia, O. Mekhtiche, and B. Bengharbia, "Etude et implémentation d'un système intelligent d'aide à la diagnostic automatique des défauts de roulements dans les machines tournantes", 2022.

[25] : A. Djitli et A. Belbagra, " Deep Learning:Application to Pervasive Computing System", University Mohamed el-Bachir el-Ibrahimi Bordj Bou Arréridj, Faculty of Mathematics and Informatics, 2023

[26]: K.Zhou, et al, "Auto-GNN:Neural architecture search of graph neural networks", Frontiers in big Data, 2022.

[27] : A. Bouatta I and N. Abache, " La reconnaissance des émotions par Deep Learning ", Université de Mohamed El Bachir El Ibrahimi de Bordj Bou Arreridj, Faculté des Mathématiques et d'Informatique, 2022-2023

[28]: M R A. Berkani, B. Bengharbia, Z. Achir, " Etude et implémentation d'un système connecté intelligent pour la surveillance de l'état de santé des patients souffrant d'arythmie cardiaque ", 2022.

[29] : O. Laouadi, W. Zoulikha, A. Chouchane, " Deep Convolutional Features to Improve Facial Kinship Verification ", 2020.

[30] : H. Rabai, M. Abdellatif, and A. Chouchane, "Multi-dimensional features for Person Re-identification based tensor analyses", 2022.

[31]: Ludo LOUIS, "Les différents types de réseaux de neurones : Réseau de convolution".

[32] : H. Bouaissa,A. Bouaicha, I. Boucherit, " Systèmes d'identification biométrique d'empreintes Palmaires utilisant l'apprentissage profond (CNN) ", Université yahia fares médéa, 2023.

[33] : A.Ben Messaoud, "Utilisation des signaux de cerveau (EEC) et vocaux pour la détection et le monitoring des facultés d'une personne", Université du Québec, Avril 2020.

[34] : M. Khawla, CH. Belguerra Ansar, A. Hacine Gharbi," Diagnostic de la maladie covid-19 basé sur l'analyse du signal vocal et la classification KNN ", Université de Mohamed El Bachir El Ibrahimi de Bordj Bou Arreridj, Faculté des Sciences et de la technologie, 2022.

[35] : J. Rafiee, M.A. Rafiee, P.W. Tse, Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis, Expert Systems with Applications 37 (2010) 4568–4579.

[36] : A. Otmani, S. Saad, " Diagnostic des défauts de bagues extérieure et intérieure du roulement du moteur à induction ", Université Badji Mokhtar - Annaba, Faculté de Sciences de l'Ingéniorat, 2020.

[37] : Bibliothèque des sons cardiaques et des murmures Lien : https://www.med.umich.edu/lrc/psb_open/html/repo/primer_heartsound/primer_heartsound.html. Consulté le 20/01/2024.

[38] : https://fr.mathworks.com/products/matlab.html. Consulté le 04/05/2024.

[39] : hal.science Derfoufi, Y. (2019) - hal.science Programmation en langage Python.

[40] : L.Rampasek and A. Goldenberg, "TensorFlow: biology's gateway to deep learning?," Cell systems, vol. 2, no. 1, pp. 12-14, 2016.

[41] : G. Ciaburro, Keras 2.x Projects, 2018.

[42] : https://matplotlib.org. Consulté le 04/05/2024.

[43] : https://keras.io. Consulté le 06/05/2024.

[44] : https://librosa.org/ . Consulté le 06/05/2024.

[45] : https://github.com/PyWavelets. Consulté le 06/05/2024.