

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM



Faculté de Technologie

Département du Génie Electrique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes de Télécommunications

Présenté par :

Mlle. SOLTANI Khadidja

Etude d'un Système Intelligent Pour Suivre les Patients Atteints de Maladies Cardiaques

Soutenu le 25/06/2023 devant le jury composé :

Mme. BENCHELLAL Amel	Grade MCB	Université de Mostaganem
Mme. BECHIRI Fatiha	Grade MCA	Université de Mostaganem
Mme. Bendani Djazia	Grade MAA	Université de Mostaganem
Mr. Berkani Mohamed Rafik Aymene	Grade Doctorant	Université de Médéa

Année Universitaire 2022/2023

Remerciement

Avant de commencer, louange et gratitude à Allah le Tout Puissant, de nous avoir donné la volonté, la santé, la patience et le courage d'atteindre notre objectif.

الحمد لله

Pour qui aucun effort n'a été fait, et aucun effort n'a été achevé sans sa grâce.

Je tiens également à remercier sincèrement mon encadrante, **Mme. BENDANI Djazia**, d'avoir accepté de superviser et de corriger minutieusement mon travail malgré ses nombreuses responsabilités. Sa présence constante tout au long de l'année a été très appréciée. Je lui suis reconnaissant pour sa grande patience, ses conseils, son aide, ainsi que ses encouragements.

Je suis honorée d'avoir eu la chance de travailler avec elle.

Je tiens également à remercier sincèrement mon Co-encadrant, **M. BERKANI MOHAMED RAFIK AYMENE**, pour son soutien et sa contribution précieuse. Sa vision et son expertise ont enrichi mes recherches.

Je suis reconnaissant(e) de l'avoir eu à mes côtés.

Mes vifs remerciements vont à :

Mme. BENCHALAL Amel pour ses enseignements précieux qui m'ont été bénéfiques tout au long de ma spécialisation, ainsi que pour avoir accepté de présider le jury.

Je suis honoré(e) d'avoir pu bénéficier de son expertise et de ses conseils.

Mme. BECHIRI Fatiha pour son expertise constructive et ses enseignements précieux, qui m'ont été bénéfiques tout au long de ma spécialisation ainsi que pour avoir examiné ce travail et accepté de faire partie du jury.

Je n'oublie pas de remercier sincèrement toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Ma profonde gratitude envers ma famille, mes parents, mon frère et ma sœur, ainsi que mes amis(es). Leur amour, leur soutien et leur encouragement constants ont été des piliers fondamentaux tout au long de mes études. Leur présence et leur confiance en moi m'ont motivé(e) à donner le meilleur de moi-même et à poursuivre mes objectifs. Je suis infiniment reconnaissant(e) de les avoir à mes côtés.

Dédicace

Les jours s'écourent et se répètent

Et la science avance.

Les chercheurs disparaissent, ne laissant derrière eux

Que les fruits de leur travail acharné.

Selon eux, la vraie connaissance consiste à savoir ce que l'on sait et reconnaître ce que l'on ignore.

À pour ceux dont Allah, Gloire à lui, le très-haut a dit :

وَإِخْفِضْ لَهُمَا جَنَاحَ الذُّلِّ مِنَ الرَّحْمَةِ
وَقُلْ رَبِّ ارْحَمْهُمَا كَمَا رَبَّيْتَنِي صَغِيرًا

Mon cher père,

Ma chère mère,

Que Dieu les protège

Sans eux, je ne serais pas là où je suis aujourd'hui, pour tous leurs sacrifices, leurs prières,
Leur amour et leur soutien tout au long de mon parcours académique.

À mes chères sœurs Inas, Zahra, Amina.

À mon cher frère Kacem.

À tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail,

À tous mes amis, sans exception, avec qui j'ai partagé de merveilleux moments.

Sans oublier mes enseignants : de l'école primaire au supérieur.

Ce travail est particulièrement dédié à Mohamed Amine qui a prié pour moi et ses encouragements qui a contribué à la réalisation de ce travail.

Cet ouvrage est spécialement dédié à la femme dont les prières m'ont accompagnée tout au long de ma période d'études BOUSSETTA SANIA, Votre soutien moral et vos encouragements constants m'ont donné la force nécessaire pour aller de l'avant.

SOLTANI Khadidja.

ملخص

تقدم هذه الأطروحة دراسة متعمقة للكشف عن أمراض القلب باستخدام نظام ذكي يعتمد على الذكاء الاصطناعي، وبالتحديد التعلم العميق. يغطي كل من الجوانب النظرية لقلب الإنسان وأمراض القلب والأوعية الدموية، والمفاهيم والأدوات العملية للتعلم العميق. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها إمكانات هذا النظام للكشف الدقيق عن أمراض القلب. تسلط هذه الأطروحة الضوء على أهمية دمج الذكاء الاصطناعي في المجال الطبي لتحسين تشخيص وعلاج أمراض القلب. الكلمات المفتاحية: أمراض القلب، تخطيط القلب، الصفات، الذكاء الاصطناعي، التعلم الآلي، التعلم العميق، التصنيف، التنبؤ، LSTM، ANN.

Abstract

This thesis offers an in-depth study of heart disease detection using an intelligent system based on artificial intelligence, precisely Deep Learning. It covers both the theoretical aspects of the human heart and cardiovascular disease, and the concepts and practical tools of Deep Learning. The results obtained demonstrate the potential of this system for the precise detection of heart disease. This thesis highlights the importance of integrating artificial intelligence in the medical field to improve the diagnosis and treatment of heart disease.

Key words : heart disease, ECG, attributes, artificial intelligence, machine learning, deep learning, classification, ANN, LSTM, prediction.

Résumé

Ce mémoire de fin d'étude propose une étude approfondie sur la détection des maladies cardiaques en utilisant un système intelligent basé sur l'intelligence artificielle précisément le Deep Learning. Il aborde à la fois les aspects théoriques liés au cœur humain et aux maladies cardiovasculaires, ainsi que les concepts et les outils pratiques du Deep Learning. Les résultats obtenus démontrent le potentiel de ce système dans la détection précise des maladies cardiaques. Ce mémoire met en évidence l'importance de l'intégration de l'intelligence artificielle dans le domaine médical pour améliorer le diagnostic et le traitement des maladies cardiaques.

Mots clé : maladie cardiaque, ECG, attributs, intelligence artificielle, Machine Learning, Deep Learning, classification, ANN, LSTM, prédiction.

Sommaire

Sommaire.....	V
Liste des figures.....	IX
Liste des tableaux.....	XI
Liste des abréviations.....	XII
Introduction Générale	1
Chapitre I : Généralité sur Le cœur humain	2
I.1-Introduction	2
I.2-Le cœur.....	2
I.3-Anatomie et structure du Cœur.....	2
I.4-Cycle Cardiaque.....	3
I.4.1-Systole.....	3
I.4.2-Diastole	4
I.5-Fonctionnement du cœur.....	4
I.6-L'activité électrique du cœur.....	5
I.6.1-Électrocardiogramme (ECG)	6
I.6.2- Caractéristiques du battement cardiaque	6
I.7-Les Maladies cardiovasculaire.....	7
I.7.1-Les causes et les facteurs de risque des maladies cardiovasculaire	8
I.8-Les méthodes de diagnostic.....	8
I.8.1-Phonocardiogramme (PCG).....	8
I.8.2-ECG	9
I.8.3-Les analyses bien spécifique.....	11
I.9-Les Attributs utilisés	12
I.9.1-L'Age et sexe	12
I.9.2-Type de douleur thoracique.....	12

I.9.3-Tension artérielle au repos (Trestbps).....	13
I.9.4-Cholestérol sérique	13
I.9.5-La glycémie à jeun (Fbs)	14
I.9.6-Résultats électrocardiographiques (Restecg)	14
I.9.7-Fréquence cardiaque maximale atteinte.....	15
I.9.8-Exercice inclus Angine (EXANG)	15
I.9.9-Dépression ST induite par l'exercice par rapport au repos (oldpeak)	15
I.10.10-La pente du segment st d'exercice maximal (slope)	16
I.10.11-Nombre de vaisseaux majeurs (0-3) colorés par fluoroscopie (CA)	16
I.12-Conclusion.....	16
Chapitre 2 : Intelligence Artificielle et Deep Learning.....	17
II.1-Introduction	19
II.2-Intelligence artificielle	19
II.3-Machine Learning.....	21
II.3.1-Types d'apprentissage automatique	21
II.4-Les Réseaux Neurones.....	22
II.4.1-Neurone Biologique	23
II.4.2-Neurone Artificiel.....	24
II.4.3-Architecture des réseaux neurones artificiels	25
II.4.4-Les Fonctions d'activation.....	26
II.5-Deep Learning	31
II.5.1-Apprentissage supervisé	32
II.5.2-Apprentissage Non Supervisé	33
II.6-Long Short-Term Memory (LSTM)	34
II.7- L'environnement Deep Learning	36
II.7.2-Les Bibliothèques utilisées.....	38
II.7.2.1-Tensorflow	38
II.7.2.2-Keras	38

II.7.2.3-Sklearn	38
II.7.2.4-Matplotlib	38
II.8-Conclusion.....	39
Chapitre 3 : Système et Discussion des Résultats	20
III.1-Introduction.....	37
III.2-Travail effectué.....	37
III.3-Base de données	37
III.3.1-Description de Base de données	37
III.3.2-Distribution de la base de données	39
III.4-Système Proposée.....	42
III.4.1-Data	42
III.4.2-Préparation des données	43
III.4.3-Normalisation	43
III.4.4-Décomposition.....	43
III.4.5-Tester les signaux qui ne sont pas exploités par notre modèle	44
III.4.6-Modèle d'entraînement	44
III.4.7-Le meilleure modèle enregistré	44
III.5-Modèle Proposé.....	44
III.5.1-Architecture ANN	44
III.5.2-Architecture LSTM.....	45
III.5.3-Compiler.....	45
III.6-Evaluation des Résultats	46
III.6.1-Graphe Précision et pertes	46
III.6.2-Rapport de classification	47
III.6.3-Matrice de confusion.....	48
III.6.4-Les résultats des meilleurs modèles	49
III.7-Test Finale	51
III.8-Conclusion	52

Conclusion Générale	39
Bibliographies.....	60

Liste des figures

Chapitre I :

Figure I. 1. Le cœur.....	2
Figure I. 2. Schéma en coupe du cœur.....	3
Figure I. 3. Les étapes du cycle cardiaque	4
Figure I. 4. L'activité électrique du cœur.....	5
Figure I.5. Electrocardiogramme examen	6
Figure I. 6. Electrocardiogramme	7
Figure I. 7. Phonocardiogramme examen	8
Figure I. 10. Foyer ectopique auriculaire	10
Figure I. 11. Inversion de l'onde T sur la première dérivation Holter	10
Figure I. 12. Bloc de branche	11
Figure I. 13. Tension artérielle.....	13
Figure I. 14. Dépression du segment ST	16

Chapitre II :

Figure II. 1. Diagramme présentant la terminologie de l'intelligence artificielle	20
Figure II. 2. L'apprentissage automatique	21
Figure II. 3. Exemple de réseau de neurones.....	23
Figure II. 4. Le neurone biologique	24
Figure II. 5. Structure d'un Réseau Neurone Artificiel ANN.....	25
Figure II. 6. Architecture d'un Réseau Neurone Artificiel.....	26
Figure II. 7. Fonctions seuil.....	27
Figure II. 8. Fonction linéaire	27
Figure II. 9. Fonctions softmax	28
Figure II. 10. Fonction sigmoïde	28
Figure II. 11. Fonctions Tanh.....	29
Figure II. 12. Fonctions ReLu (Rectified Linear Unit)	29
Figure II. 13. Fonctions Leaky ReLu.....	30
Figure II. 14. La Fonction ELU	30
Figure II. 15. La Fonction Gaussienne.....	31
Figure II. 16. L'apprentissage profond	31
Figure II. 17. Un ensemble de formation étiqueté pour l'apprentissage supervisé	32

Figure II. 18. Un problème de régression : prédire une valeur, étant donné une caractéristique d'entrée	33
Figure II. 19. Un ensemble de formation sans étiquette pour un apprentissage non supervisé, le regroupement.....	34
Figure II. 20. Schéma fonctionnel LSTM	36
Figure II. 21. Le logo du Python.....	37
Figure II. 22. Les Bibliothèques utilisées.....	39

Chapitre III :

Figure III.1. Description de Base de données.....	39
Figure III.2. Distribution de base de données (0=Non malade ,1=Malade).....	39
Figure III.3. Distribution de la base de données selon le genre	40
Figure III. 4. Fréquence des maladies cardiaques pour chaque tranche d'âge.....	41
Figure III. 5. Répartition des échantillons en fonction du sexe et de la présence ou de l'absence de maladie cardiaque.....	41
Figure III. 6. Organigramme de Système Proposé.....	41
Figure III. 7. Architecture ANN Proposé	41
Figure III. 8. Architecture LSTM Proposé	42
Figure III. 9. Graphe de précision et des pertes.....	42
Figure III. 10. Matrice de confusion	42
Figure III. 11. Matrice de confusion de test	42

Liste des tableaux

Chapitre I :

Tableau I. 1. Les valeurs de glycémie à jeun..... 14

Chapitre II :

Tableau II. 1. Types d'apprentissage automatique..... 22

Chapitre III :

Tableau III. 1. Description de Base de données.....38

Tableau III. 2. Description des attributs..... 39

Tableau III. 3 . Rapport de Classification..... 47

Liste des abréviations

ANN	Artificiel Neural Network.
LSTM	Long Short-Term Memory.
PCG	Phonocardiogramme.
ECG	Electrocardiogramme.
SA	Sino-auriculaire.
AV	Auriculo-ventriculaire.
OMS	Organisation mondiale de la santé.
MCV	Maladies cardiovasculaires.
BPM	Battements par minute.
ESV	Extrasystole ventriculaire.
ESSV	Extrasystoles Supraventriculaires.
CP	Chest pain type.
Trestbps	Resting Blood Pressure.
Chol	Cholesterol.
LDL	Low density lipoproteins.
HDL	High density lipoprotein.
Fbs	Fasting Blood Sugar.
Restecg	Resting Electrocardiographic Results.
Thalach	Maximum Heart Rate Achieved.
Exang	Exercise-Induced Angina.
Oldpeak	ST Depression Induced by Exercise.
CA	Number of Major Vessels Colored by Fluoroscopy.
THAL	Thallium Stress Test Result.
IA	Intelligence Artificielle.

SVM	Machines à vecteurs de support.
ML	Machine Learning.
RNA	Réseaux neuronaux artificiels.
TANH	Tangente Hyperbolique.
RNN	Recurrent Neural Network.
NLP	Natural Language Processing.
API	Application Programming Interface.
GUI	Graphical User Interface.

Introduction Générale

Introduction Générale

Le système intelligent de détection des maladies cardiaques est un domaine de recherche en constante évolution qui vise à utiliser les techniques d'intelligence artificielle pour diagnostiquer et prédire les maladies cardiovasculaires. Ce système tire parti des avancées technologiques et des connaissances sur le cœur humain, ainsi que des principes de l'intelligence artificielle, pour améliorer la précision et l'efficacité du diagnostic des maladies cardiaques.

Cette étude vise à fournir une compréhension approfondie du cœur humain, des principes de l'intelligence artificielle et du Deep Learning, ainsi que de l'application de ces techniques pour la détection des maladies cardiaques. Elle met en évidence l'importance de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le domaine médical pour améliorer les diagnostics et la prise en charge des maladies cardiovasculaires.

Le premier chapitre de cette étude est consacré aux généralités sur le cœur humain. Il aborde des aspects tels que l'anatomie et la structure du cœur, le cycle cardiaque, le fonctionnement du cœur, l'activité électrique du cœur, ainsi que les maladies cardiovasculaires, leurs causes et les facteurs de risque associés.

Le deuxième chapitre se concentre sur l'intelligence artificielle en particulier le Deep Learning. Il présente une introduction à l'intelligence artificielle, le concept du Machine Learning avec ses différents types d'apprentissage automatique tels que l'apprentissage supervisé, non supervisé et par renforcement. Ensuite, il explore les réseaux neurones, en expliquant le neurone biologique et le neurone artificiel, ainsi que l'architecture des réseaux neuronaux artificiels. Les fonctions d'activation utilisées dans les réseaux neuronaux. Enfin, le chapitre introduit le concept de Deep Learning, en se concentrant sur l'apprentissage supervisé et non supervisé.

Le dernier chapitre est consacré à l'application du système intelligent de détection des maladies cardiaques. Il présente la base de données utilisée dans l'étude, ainsi que le matériel et les bibliothèques logicielles utilisées pour le développement du système. Ensuite, le chapitre propose un système et un modèle spécifique pour la détection des maladies cardiaques, en mettant en évidence l'architecture de l'ANN (Artificial Neural Network) et de l'LSTM (Long Short-Term Memory). Les résultats obtenus sont présentés sous forme de graphiques de précision et de pertes, de rapports de classification et de matrices de confusion. Enfin, le chapitre conclut par les résultats du test final réalisé pour évaluer les performances du système.

Chapitre I : Généralité sur Le cœur humain

I.1-Introduction

Dans ce chapitre, nous plongerons au cœur humain, Nous explorerons les différentes facettes de cet organe vital, depuis sa structure anatomique jusqu'à son rôle dans la survenue des maladies cardiovasculaires. Nous débuterons par une exploration approfondie de l'anatomie et de la structure du cœur, la surface du cœur, Ensuite le cycle cardiaque, Nous aborderons également le fonctionnement global du cœur, Les valves cardiaques, La contraction cardiaque, La vascularisation du cœur sera également abordée, l'activité électrique du cœur et Enfin, nous aborderons les maladies cardiovasculaires qui affectent le cœur. Nous discuterons sur les facteurs de risque qui y sont associés. Nous terminerons le chapitre en examinant les méthodes de diagnostic utilisées pour évaluer la santé cardiaque : le phonocardiogramme (PCG), l'électrocardiogramme (ECG) et les analyses spécifiques. Et à découvrir les attributs grâce auxquelles on sait si une personne a une maladie cardiaque ou non.

I.2-Le cœur

Le cœur est un muscle creux pesant entre 250 et 350 g que l'on trouve au milieu de la cage thoracique, entre les deux poumons, derrière le sternum, devant la colonne vertébrale et au-dessus du diaphragme. Ses dimensions sont [14 16] cm de diamètre et [50 60] cm³ de volume.



Figure I. 1. Le cœur

I.3-Anatomie et structure du Cœur

Le cœur est situé dans la cage thoracique en position médiane-gauche. Il est composé de différentes parties ayant un rôle dans la circulation sanguine : les deux oreillettes et les deux ventricules droits et gauches, les valves permettant la circulation entre les oreillettes et les ventricules. Le muscle cardiaque est composé de trois couches : l'endocarde, partie la plus interne, le myocarde, contractile et le péricarde qui constitue l'enveloppe du cœur. Le cœur est

irrigué par les artères coronaires et circonflexe. L'aorte et les artères pulmonaires s'abouchent au cœur, de même que les veines pulmonaires et cave inférieure (Tortora and Derrickson 2018).

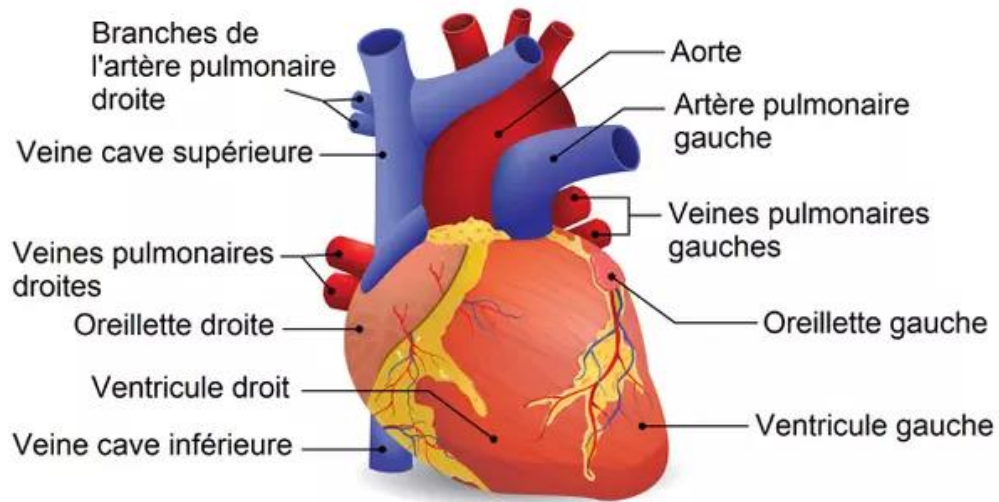


Figure I. 2. Schéma en coupe du cœur

I.4-Cycle Cardiaque

Le cœur se contracte de façon cyclique selon une succession de révolutions cardiaques ou cycles cardiaques. Comportant deux phases principales : la systole et la diastole.

La durée d'un cycle est en moyenne de 0,8 s (0,5 s de la diastole et 0,3 s de la systole).

I.4.1-Systole

- **Contraction ventriculaire pré-iso volumétrique** : Mise en tension des ventricules, \uparrow rapide de la pression ventriculaire, elle dépasse la pression dans l'oreillette entraînant la fermeture des valves auriculo-ventriculaires.
- **Contraction ventriculaire iso volumétrique** : La pression dans le Ventricule est inférieure à la pression dans l'aorte donc les Valves sigmoïdes aortiques restent fermées. Le volume du sang dans les ventricules est maximal (volume télé diastolique), la contraction s'effectue dans un espace clos, à volume constant.
- **Ejection ventriculaire** : La pression dans le ventricule dépasse la pression dans l'aorte, les Valves Sigmoïdes s'ouvrent avec propulsion du sang dans l'aorte. La pression ventriculaire continue d'augmenter mais le volume sanguin diminue. Avec élévation de la pression vasculaire.

- Éjection rapide : 250ms.
- Éjection lente

I.4.2-Diastole

- **Relaxation ventriculaire iso volumétrique** : Le myocarde est totalement relâché, la pression dans le ventricule devient inférieure à la pression dans l'aorte → les valves sigmoïdes se ferment.

Le volume ventriculaire est minimum et constant : volume téléstolique

- **Remplissage ventriculaire** : La pression dans le ventricule passe au-dessous de la pression dans l'oreillette.
 - Remplissage rapide.
 - Remplissage lent.
 - Remplissage actif.

Le remplissage actif est dû à la contraction auriculaire qui augmente la pression auriculo-ventriculaire et termine le remplissage ventriculaire.

Le remplissage actif : contribue pour 20% du remplissage ventriculaire (Judge).

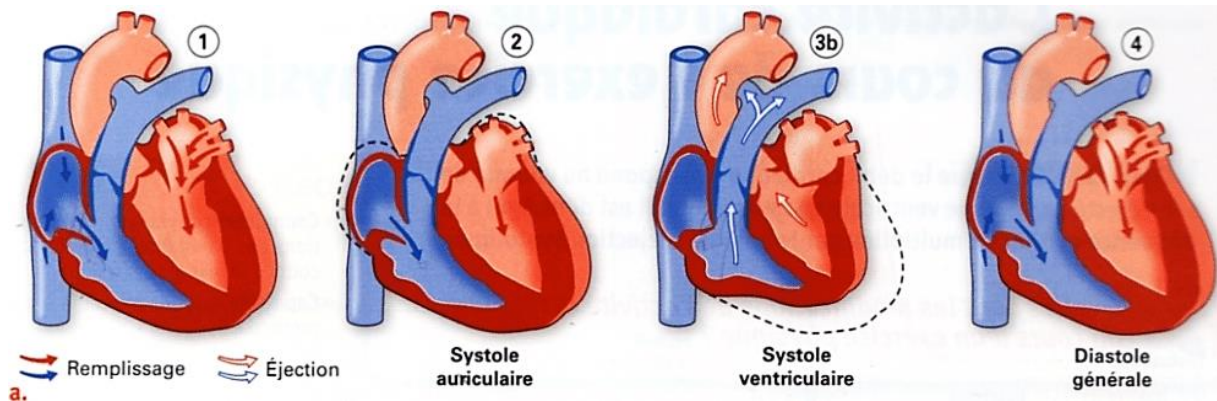


Figure I. 3. Les étapes du cycle cardiaque

I.5-Fonctionnement du cœur

Le cœur bat plus de 100 000 fois par jour et fonctionne comme une pompe qui se contracte et se dilate : après avoir réceptionné le sang riche en oxygène, il le renvoie à tous les organes en continu. Pour imaginer ce processus, on peut imaginer un poing que l'on serre et que l'on desserre. Le cycle cardiaque se divise en deux temps : la diastole durant lequel le cœur se remplit de sang, et la systole pendant lequel le sang se contracte pour éjecter le sang vers les autres organes. Puis, le cœur se dilate avant de recevoir un nouvel afflux de sang, puis se contracte à nouveau. On estime que le cœur d'une personne en bonne santé bat entre 60 et 80 fois par minute. Cependant, cette notion est relative, le cœur des sportifs est susceptible de battre beaucoup plus lentement, parfois 30 à 40 battements par minute. Le rythme cardiaque (au repos ou en activité) est dicté par le nœud sinusal, situé dans la partie supérieure de

l'oreillette droite du cœur. Le cœur est irrigué par les artères coronaires et circonflexe, chargées de lui apporter l'oxygène et les nutriments dont il a besoin pour fonctionner normalement (Ophrys 2023).

I.6-L'activité électrique du cœur

L'activité électrique du cœur consiste en des signaux électriques qui le font battre à un rythme régulier et à une fréquence normale. Le trajet de ces signaux commence avec une impulsion du nœud sinusal, ou sino-auriculaire (SA), situé dans l'oreillette droite. L'impulsion électrique traverse le cœur de haut en bas, soit des oreillettes aux ventricules. Chacune leur tour, les parties du cœur se contractent pendant que les autres se dilatent.

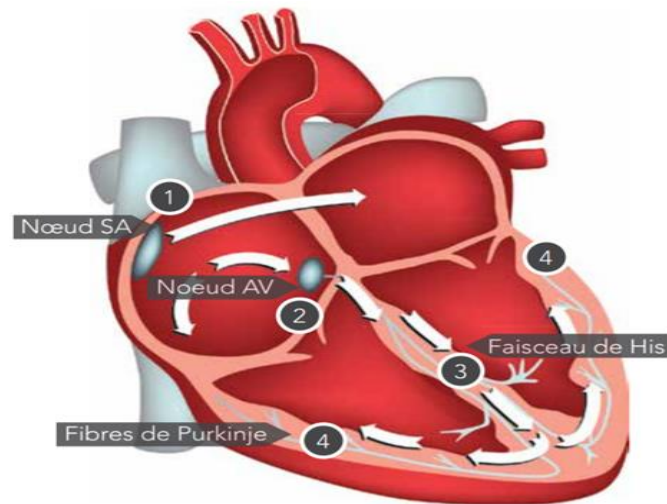


Figure I. 4. L'activité électrique du cœur

- D'abord, l'impulsion électrique est émise par le nœud SA et transmise aux oreillettes, qui se contractent et expulsent le sang vers les ventricules.
- L'impulsion atteint le nœud auriculo-ventriculaire (AV), situé sur la paroi qui sépare les oreillettes des ventricules. Elle y reste un moment, le temps que les ventricules se remplissent de sang.
- L'impulsion électrique se rend aux ventricules par des fibres musculaires situées dans le septum (faisceau atrio-ventriculaire) et dans les parois internes des ventricules (fibres de Purkinje).
- Enfin, l'impulsion déclenche la contraction des ventricules, ce qui expulse le sang vers les poumons et le reste du corps (Carillion 2023).

Ces phénomènes physiques se traduisent électriquement par le tracé qu'on appelle le tracé ECG

I.6.1-Électrocardiogramme (ECG)

L'ECG est une représentation graphique de l'activité électrique au niveau du cœur qui se présente sous la forme d'un tracé papier. À chaque battement cardiaque, une impulsion électrique ou "onde" traverse le cœur. Elle fait contracter le muscle cardiaque afin qu'il expulse le sang du cœur.

L'électrocardiogramme (ECG) ou électrocardiographie permet d'analyser l'activité électrique du cœur, ainsi que son fonctionnement. Il utilise des électrodes placées sur la peau pour mesurer la variation des potentiels électriques générés par le muscle cardiaque. Ces variations sont ensuite enregistrées et tracées sous forme de graphique pour permettre une analyse précise de l'activité électrique du cœur.

L'électrocardiogramme est un test important pour diagnostiquer et surveiller les maladies cardiaques. Un médecin peut ainsi déterminer si l'activité électrique ainsi observée est normale ou irrégulière et détecter et analyser des anomalies occasionnelles qui ne se produisent pas forcément durant la consultation médicale.

Il s'agit d'un examen indolore, non invasif et qui ne nécessite pas de préparation spéciale.



Figure I.5. Electrocardiogramme examen

II.6.2- Caractéristiques du battement cardiaque

Un battement cardiaque normal laisse une empreinte typique sur l'ECG décomposé en plusieurs signaux :

- L'onde P est la représentation de la contraction des oreillettes.
- L'espace entre P et Q est le temps nécessaire à l'influx nerveux pour aller des oreillettes aux ventricules.

- Le complexe QRS traduit la contraction des ventricules.
- Le segment ST représente la fin de la contraction ventriculaire.
- L'onde T correspond à la relaxation des ventricules.

Le cardiologue mesure ainsi la durée et l'amplitude de chaque onde constituant un battement cardiaque et celle du temps écoulé entre chaque phase de la contraction. Par exemple, le temps écoulé entre deux points R permet d'estimer la fréquence cardiaque et diagnostiquer un éventuel trouble du rythme. Autre exemple, une torsade de pointe (anomalie du rythme des ventricules potentiellement mortelle) se traduit sur l'ECG par un allongement de la durée séparant l'onde Q et l'onde T (Mohamed, Anis et al. 2023).

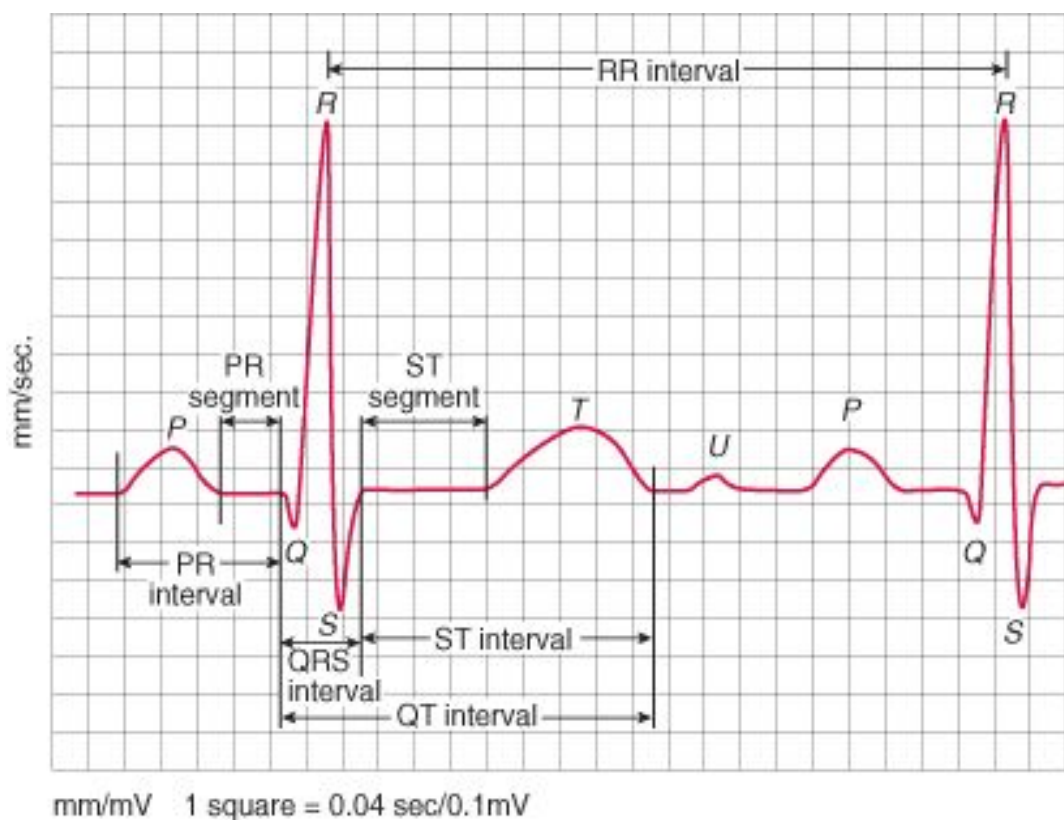


Figure I. 6.Electrocardiographie

I.7-Les Maladies cardiovasculaire

Les maladies cardiaques décrivent de nombreuses maladies qui affectent le cœur. Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), les maladies cardiaques sont la première cause de décès en Algérie. Les soins et le traitement des patients cardiaques coûtent très cher C'est à la fois un problème médical et financier.

Dans ce contexte, les chercheurs scientifiques relèvent ce défi en proposant des systèmes intelligents qui permettent une détection immédiate du patient s'il est cardiaque. Et le type de maladie cardiaque pour soutenir le diagnostic médical tout en améliorant la vie quotidienne des

patients. À l'aide de techniques de pointe en électronique et informatique (Verret, Gagnon et al. 2020).

I.7.1-Les causes et les facteurs de risque des maladies cardiovasculaire

Les maladies cardiovasculaires (MCV) résultent généralement d'une accumulation de dépôts graisseux sur la paroi des artères coronaires, ce qui entraîne une diminution du flux sanguin vers le cœur. Les facteurs de risques qui aggravent les problèmes cardiaques sont notamment :

- Le tabac.
- Un taux de cholestérol élevé.
- Une pression artérielle élevée.
- Le surpoids ou l'obésité.
- Le diabète.
- Les antécédents familiaux (Foba, Diédhiou et al. 2023).

I.8-Les méthodes de diagnostic

Diagnostiquer rapidement et efficacement les problèmes cardiaques garantit un traitement approprié et réduit le risque de complications graves. Heureusement, plusieurs méthodes de diagnostic sont maintenant disponibles pour détecter les problèmes cardiaques, et certaines des plus courantes sont :

I.8.1-Phonocardiogramme (PCG)

Le phonocardiogramme est un enregistrement des bruits du cœur, où le signal sonore est transformé en impulsions électriques de façon à pouvoir être enregistré sur un tracé. Cet examen permet de préciser ce que le cardiologue détecte à l'oreille avec son stéthoscope (oussaid Ouenza and Ali 2017).



Figure I. 7. Phonocardiogramme examen

I.8.2-ECG

I.8.2.1-Fréquence

La fréquence cardiaque est un aspect essentiel de l'interprétation d'un électrocardiogramme (ECG). Elle permet d'évaluer la vitesse à laquelle le cœur bat et peut fournir des indications sur l'état de santé cardiaque. Les termes "brady" et "tachy" sont utilisés pour décrire la fréquence cardiaque par rapport à la normale :

- **Bradycardie** : Il s'agit d'une fréquence cardiaque plus lente que la normale, une fréquence cardiaque inférieure à 60 battements par minute (BPM).
- **Tachycardie** : Il s'agit d'une fréquence cardiaque plus rapide que la normale donc une fréquence supérieure à 100 BPM (De Pharmacie Clinique and Gimenez 2011).

I.8.2.2-Arythmies, ou troubles de la régularité

L'absence de régularité des battements cardiaques est une caractéristique du rythme importante pour le diagnostic ; elle est souvent associée à un trouble de la production ou de la conduction de l'impulsion électrique :

- foyers ectopiques : on cite le foyer ectopique auriculaire et le foyer ectopique ventriculaire
- blocs,
- boucles

I.8.2.3-L'onde P

- **Forme de l'onde P** :

Une onde P de forme variable peut révéler la présence d'un (ou de plusieurs) foyer(s) ectopique(s) auriculaire(s). Lorsqu'un tel foyer se manifeste de manière sporadique et rare, le tracé de l'ECG présente des battements prématurés d'origine auriculaire (dits Extrasystoles Supraventriculaires, ou ESSV) ; s'il s'exprime fréquemment, il peut remplacer alors le sinus pendant plusieurs battements. Le tracé présente alors une succession de battements dont la forme de l'onde P varie (Figure I.10), avec ou sans éventuelles conséquences sur la fréquence et le rythme ventriculaires



Figure I. 8. Foyer ectopique auriculaire

I.8.2.4-L'intervalle QT

L'intervalle QT est compris entre 350 et 430 ms. Il existe des causes extra-cardiaques au fait que le QTc soit hors de ces limites : lorsque que le QTc est inférieur à cette limite, le patient peut présenter une hypercalcémieVI ou une hyperthermie ; à l'inverse, lorsqu'il est supérieur à 430 ms, le patient peut être atteint d'hypocalcémieVI. (Dubois 2004).

I.8.2.5-Forme de l'onde T

Une hyperkaliémie VII, ou le stade précoce d'un infarctus myocardique, peuvent être la cause d'amplitudes anormalement grandes de l'onde T.

L'inversion de l'onde T sur l'une des deux premières dérivations peut être considérée comme anormale, et peut être la trace d'une zone ischémiée dans le myocarde (trace d'un infarctus ancien) ou d'un début d'ischémie (si accompagnée de douleurs thoraciques, angines de poitrine, ...) (Figure). À partir de la seule analyse de l'ECG, il n'est pas possible d'établir un diagnostic différentiel de ces pathologies et de l'hyperventilation ou de l'embolie pulmonaire, qui peuvent également induire une inversion de l'onde T (DeBakey, Gotto et al. 2000).



Figure I. 9. Inversion de l'onde T sur la première dérivation Holter

L'absence de critère objectif sur la normalité ou non de l'amplitude de l'onde T, l'obligation de connaissance de la clinique et d'autres examens, et la nécessaire comparaison avec des ECG plus anciens ne rendent pas possible l'établissement d'un « diagnostic automatique » à partir de l'analyse de l'onde T : dans ce cas, l'apport spécifique d'une telle analyse réside dans la possibilité d'un suivi temporel de paramètres descriptifs de sa forme (DeBakey, Gotto et al. 2000).

I.8.2.6-La forme du complexe QRS

Les analyses précises de l'onde R nécessitent un enregistrement clinique de l'activité cardiaque sur 12 dérivations, dont, en particulier, les dérivations dites « *thoraciques* » qui permettent une mesure locale de l'activité électrique cardiaque. Par exemple, l'identification et la localisation d'un infarctus du myocarde ou d'une hypertrophie ventriculaire s'effectuent à partir de l'ensemble de ces 12 dérivations, par comparaison des différents tracés entre eux (et avec des tracés précédents, si possible). Dans le ventricule correspondant à la branche bloquée, l'impulsion électrique arrive donc en retard par rapport à l'autre : on observe alors sur le tracé une onde R plus large, correspondant à l'activité successive et non simultanée de chacun des ventricules, en revanche le rythme est régulier car il reste contrôlé par le sinus . Un bloc de branche peut être qualifié de partiel ou total en fonction du degré d'inefficacité de la transmission le long de la branche en question. Notons aussi que, indépendamment de l'absence de distinction entre les deux blocs de branches gauche et droit lors d'un enregistrement Holter, selon l'algorithme de lecture du signal, il existe un risque de confusion entre une onde R avec bloc de branche et une onde R d'extrasystole ventriculaire (ESV), à cause de l'élargissement de l'onde observée dans les deux cas. Mais, dans le cas général, les algorithmes d'analyse de la forme de l'onde R permettent en général de différencier efficacement les complexes QRS normaux (y compris avec une variante de type « bloc de branche ») des extrasystoles ventriculaires (ESV) (DeBakey, Gotto et al. 2000).



Figure I. 10. Bloc de branche

I.8.3-Les analyses bien spécifique

Les tests sanguins courants pour évaluer la fonction cardiaque et le risque de maladie cardiaque comprennent le bilan lipidique qui détermine vos taux de cholestérol et de triglycérides, qui sont des indicateurs clés d'une éventuelle maladie cardiaque. D'autres analyses de sang sont souvent pratiquées pour mesurer le taux de glucose (test du diabète), de cholestérol et d'autres substances pour examiner des troubles pouvant provoquer une maladie cardiaque (Azmeen, Vakilzadian et al. 2023).

I.9-Les Attributs utilisés

Nous allons présenter dans ce qui suit les attributs utilisés comme facteurs de pathologies cardiaques dans notre analyse qui sont :

Le sexe, CP, Trestbps, chol, Fbs, Restecg, Thalach, Exang, Oldpeak, slope, CA, THAL, Target

Nous l'expliquons ci-dessous :

I.9.1-L'Age et sexe

Le nombre absolu de décès cardiovasculaires est plus important chez les femmes (54 %) que chez les hommes, mais avant 65 ans la mortalité cardiovasculaire des hommes est 3 à 4 fois supérieure à celle des femmes. En pratique, les accidents cardiovasculaires surviennent en moyenne dix ans plus tôt chez l'homme que chez la femme (DANDAN).

I.9.2-Type de douleur thoracique

La douleur thoracique est un symptôme courant qui pousse les gens à se rendre aux urgences. L'inconfort dans la poitrine implique une sensation de brûlure ou d'écrasement et une douleur qui se transmet au cou, à l'épaule ou à l'abdomen. La douleur thoracique diffère d'une personne à l'autre.

La douleur thoracique ressemble à une douleur aiguë et muette (douleur sourde) ou à une douleur lancinante, cela peut être le signe d'un problème cardiaque.

- **Causes :** La plupart des causes de douleurs thoraciques ne sont pas dangereuses pour la santé, mais certaines sont graves, tandis que les cas les plus rares mettent la vie en danger. Voici les causes cardiaques des douleurs thoraciques :
 - **Attaque cardiaque :** est causée lorsque le cholestérol se dépose dans l'artère coronaire et bloque le flux sanguin vers le cœur. S'il n'y a pas de circulation sanguine dans les artères, le muscle cardiaque est endommagé.
 - **Angine de poitrine :** causée par un blocage des vaisseaux sanguins menant à votre cœur.
 - **La péricardite :** est une inflammation du péricarde (le sac fibreux entourant le cœur).
 - **Myocardite :** une inflammation du muscle cardiaque (myocarde).
 - **Cardiomyopathie,** une maladie du muscle cardiaque qui empêche le cœur de pomper le sang vers le reste du corps
 - **Dissection aortique,** une affection rare impliquant une déchirure interne de l'aorte dans le gros vaisseau qui vient du cœur (Bessrou, Zairi et al. 2023).

I.9.3-Tension artérielle au repos (Trestbps)

La pression (ou tension) artérielle correspond à la pression exercée par le sang, pompé par le cœur, contre les parois des artères. La pression artérielle est définie comme une force qui permet de faire circuler le sang à travers tous les organes. Elle est déterminée par deux valeurs la pression artérielle systolique, valeur la plus élevée et la pression artérielle diastolique, la moins élevée. Les valeurs de pression artérielle sont indiquées par deux nombres dont l'unité est le millimètre de mercure (mm Hg). Pour faire simple :

- Le chiffre du haut (le plus élevé) est la pression du sang lorsque le cœur se contracte = pression ou tension systolique
- Le chiffre du bas (le moins élevé) est la pression du sang dans les artères quand le cœur se relâche = pression ou tension diastolique

Plus la pression artérielle augmente, plus le risque cardiovasculaire est important. Même dans les niveaux inférieurs de pression, le risque est proportionnel au niveau tensionnel (MacIntyre, Turtle et al. 2023).



Figure I. 11. Tension artérielle

I.9.4-Cholestérol sérique

Le cholestérol est souvent associé aux maladies cardiaques. En effet, les lipoprotéines de basse densité (LDL) peuvent s'accumuler dans vos artères et restreindre ou bloquer le flux sanguin. Le cholestérol est un type de gras. On l'appelle aussi un lipide. Il se déplace dans votre circulation sanguine sous forme de minuscules molécules enveloppées dans des protéines. Ces paquets sont appelés lipoprotéines. Le LDL est l'un des principaux types de lipoprotéines présentes dans votre sang. L'autre type majeur est la lipoprotéine de haute densité (HDL). Un troisième type de lipides, appelés triglycérides, circule également dans votre sang.

En mesurant le LDL ("mauvais" cholestérol), le HDL ("bon" cholestérol) et les triglycérides, vous obtiendrez un nombre appelé votre cholestérol sanguin total ou cholestérol sérique. Votre taux de cholestérol sérique peut aider le médecin à comprendre le risque de développer une maladie cardiaque au cours des 10 prochaines années (NDIAYE).

I.9.5-La glycémie à jeun (Fbs)

Comme son nom l'indique, la glycémie à jeun est la quantité de sucre présente dans le sang après le jeûne (généralement après 8 heures). Pendant ces heures de jeûne, on ne peut rien manger ou boire sauf de l'eau.

La plage normale de glycémie à jeun varie de 70 à 100 mg / dl. Si le taux de sucre dans le sang est supérieur à cela, on peut avoir le diabète.

Tableau I. 1. Les valeurs de glycémie à jeun

	Glycémie plasmatique à jeun (FPG)
Normal	Inférieur a 100 mg/dl
Prédiabète	100 mg/dl a 125 mg/dl
Diabète	126 mg/dl ou plus élevé

Le diabète de type 1, insulino-dépendant (10 à 15 % des diabétiques), qui débute le plus souvent avant l'âge de 20 ans, augmente beaucoup le risque cardiovasculaire. Mais c'est surtout le diabète de type 2, non insulino-dépendant (85 à 90 % des diabétiques), qui du fait de sa prévalence importante et croissante est dominant dans le risque cardiovasculaire (Mehrez, Boukhayatia et al. 2023).

I.9.6-Résultats électrocardiographiques (Restecg)

Les résultats électrocardiographiques au repos (valeurs = 0, 1, 2) font référence à une variable dans le jeu de données de la maladie cardiaque de Cleveland, où ces valeurs sont utilisées pour décrire les résultats de l'électrocardiogramme (ECG) au repos.

Dans le contexte de ce jeu de données spécifique, les valeurs 0, 1 et 2 pour les résultats électrocardiographiques au repos sont généralement interprétées de la manière suivante :

- Valeur 0 : résultat normal de l'électrocardiogramme (ECG) au repos : Un ECG au repos avec une valeur de 0 indique un résultat normal, ce qui signifie qu'il n'y a pas d'anomalies significatives observées dans les formes d'ondes de l'ECG au repos. Cela signifie que l'activité électrique du cœur se situe dans une fourchette saine.

- Valeur 1 : onde ST-T anormale sur l'ECG au repos : Un ECG au repos avec une valeur de 1 indique la présence d'ondes ST-T anormales. L'onde ST-T représente la phase de repolarisation ventriculaire du cycle cardiaque. Les anomalies de cette onde peuvent suggérer une ischémie (apport sanguin inadéquat au muscle cardiaque), une lésion myocardique ou d'autres conditions affectant le processus de repolarisation. Il est important d'approfondir la recherche de la cause sous-jacente de ces anomalies.
- Valeur 2 : hypertrophie ventriculaire probable ou certaine : Un ECG au repos avec une valeur de 2 suggère la présence d'une hypertrophie ventriculaire. L'hypertrophie ventriculaire désigne un épaississement ou un élargissement anormal des parois ventriculaires du cœur. Elle peut être le signe d'affections cardiaques sous-jacentes telles que l'hypertension (pression artérielle élevée) ou la cardiomyopathie (maladie du muscle cardiaque). Les résultats de l'ECG, associés à d'autres informations cliniques, peuvent aider à évaluer l'étendue et la gravité de l'hypertrophie ventriculaire (Sayin 2017).

I.9.7-Fréquence cardiaque maximale atteinte

La fréquence cardiaque maximale (FC_{max}) correspond à la valeur maximale qu'un individu peut atteindre pendant un exercice sans conséquences pour sa santé.

La fréquence cardiaque maximale se calcule facilement à l'aide de la formule de Karvonen, qui consiste à soustraire l'âge du sujet de 220 (de Carvalho, Putti et al. 2023).

I.9.8-Exercice inclus Angine (EXANG)

L'angine de poitrine, ou angor, désigne une douleur thoracique survenant derrière le sternum. Il s'agit d'une douleur constrictive, c'est-à-dire que le patient a l'impression que son thorax est pris dans un étau. Parfois la douleur est ressentie au niveau de l'estomac.

Cette douleur survient le plus souvent pendant un effort ou lors d'un stress et cède en cinq minutes environ au repos ou après la prise de trinitrine. L'angine de poitrine est un symptôme, témoin d'une maladie du cœur ou maladie cardiovasculaire (Gilard 2023).

I.9.9-Dépression ST induite par l'exercice par rapport au repos (oldpeak)

La dépression du segment ST de manière aiguë est un signe de dommages cardiaques, de même que l'élévation.

Généralement, on la met en relation avec une occlusion incomplète d'une artère coronaire. De même qu'avec le sus-décalage, le sous-décalage du segment ST doit être présent sur deux dérivations contiguës au moins.

Il peut être passager (dans le cadre des angines) ou persistant, et il est un signe d'altération durant l'épreuve d'effort. Il apparaît également comme image réciproque ou spéculaire sur les dérivations non affectées par un infarctus avec une élévation du segment ST (Mohamed, Anis et al. 2023).

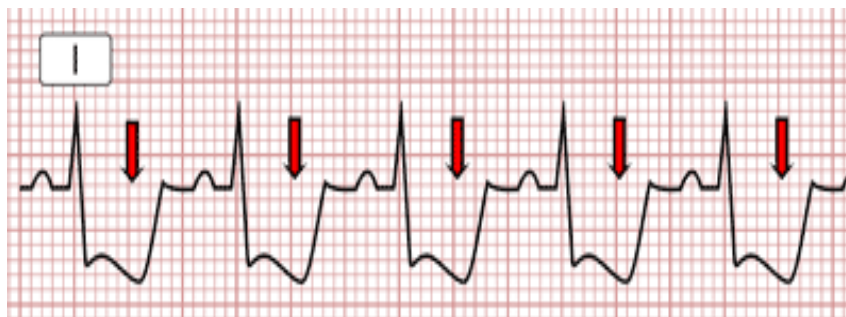


Figure I. 12. Dépression du segment ST

I.10.10-La pente du segment st d'exercice maximal (slope)

Le sous-décalage du segment ST est caractérisé par une déviation du segment ST au-dessous de la ligne isoélectrique. Sous-décalage ST > 1mm (V2-V3) ou > 0,5mm autres dérivations. Il doit toujours faire rechercher des facteurs de risque cardiovasculaires.

Le segment ST peut être physiologiquement sous-décalé (ST-) de 0,05 mV maximum si le segment ST n'est pas en pente descendante (Diakité 2023).

I.10.11-Nombre de vaisseaux majeurs (0-3) colorés par fluoroscopie (CA)

Le nombre de vaisseaux majeurs (0-3) colorés par fluoroscopie est une variable utilisée pour prédire les maladies cardiaques.

Cette variable est utilisée pour évaluer la gravité de la maladie coronarienne et pour déterminer le traitement approprié. La coloration des vaisseaux majeurs par fluoroscopie est une technique d'imagerie médicale qui utilise des rayons X pour visualiser les vaisseaux sanguins. Elle permet de détecter les blocages dans les artères coronaires et de déterminer la gravité de la maladie coronarienne² (Salonikides).

I.12-Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni une base solide pour explorer en détail les définitions basiques du cœur humain et les caractéristiques par lesquelles on sait si une personne a une maladie cardiaque ou non.

Chapitre 2 : Intelligence Artificielle et Deep Learning

II.1-Introduction

Ce chapitre aborde l'intelligence artificielle ainsi l'apprentissage en profondeur qui explore les principes fondamentaux de ce dernier. Nous examinerons différentes formes d'apprentissage automatique telles que l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. Ensuite, nous examinerons l'apprentissage en profondeur, qui est une branche de l'apprentissage automatique. Nous Explorons les réseaux de neurones, un élément clé de l'apprentissage en profondeur. Nous discutons des réseaux de neurones artificiels qui inspirent leurs principes de ceux des réseaux de neurones biologiques. Nous explorons également l'architecture des réseaux de neurones artificiels et nous concentrons sur les perceptrons, les différentes fonctions d'activation. Enfin, nous aborderons les LSTM (Long Short-Term Memory), qui sont des types spéciaux de réseaux de neurones récurrents.

II.2-Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est une branche de la science et de la technologie qui crée des machines intelligentes et des programmes informatiques pour effectuer diverses tâches qui nécessitent l'intelligence humaine. L'IA utilise des données externes comme les big data afin d'obtenir d'excellentes performances pour les tâches données (HAMED AICHA).

L'intelligence artificielle emploie des techniques exécutées par des machines qui se consacrent à la résolution de problèmes inhérents au comportement humain et à la satisfaction des besoins humains par le biais de mécanismes logiques et mathématiques. Il s'agit de la production de machines programmées qui ont pour objectif d'effectuer des tâches de manière automatique, c'est-à-dire sans que leur travail n'ait besoin d'être supervisé par un être humain (KIYINDOU, DAMOME et al.) : apprentissage, résolution de problèmes, raisonnement, généralisation ou l'apprentissage des expériences passées.

D'autre part, l'intelligence artificielle se retrouve dans des applications aussi diverses que le diagnostic médical, les moteurs de recherche informatiques et la reconnaissance de la voix ou de l'écriture manuscrite.

L'intelligence artificielle comprend désormais de nombreux sous-domaines, utilisant une variété de techniques, telles que :

- **Les Réseaux Neuronaux** : ils sont utilisés dans :
 - La modélisation du cerveau.
 - Prédiction de séries temporelles.
 - Classification.

- **Calcul évolutif :**
 - Algorithmes génétiques.
 - Programmation génétique.
- **Vision :**
 - Reconnaissance des objets.
 - Compréhension d'images.
- **Systemes experts :**
 - Systemes d'aide à la décision.
 - Systemes d'enseignement.
- **Apprentissage automatique :**
 - Apprentissage de l'arbre de décision.
 - Apprentissage de l'espace des versions.

L'intelligence artificielle (AI) consiste à progresser la capacité d'apprendre aux machines et à imiter les actions humaines, c'est un domaine complet qui comprend :

- Calcul évolutif.
- Systemes experts.
- Intelligence artificielle symbolique.
- Machines à vecteurs de support (SVM).
- L'apprentissage automatique.
- L'apprentissage en profondeur.
- L'apprentissage par renforcement.

Et bien d'autre domaines (Berkani, Achir et al. 2022).

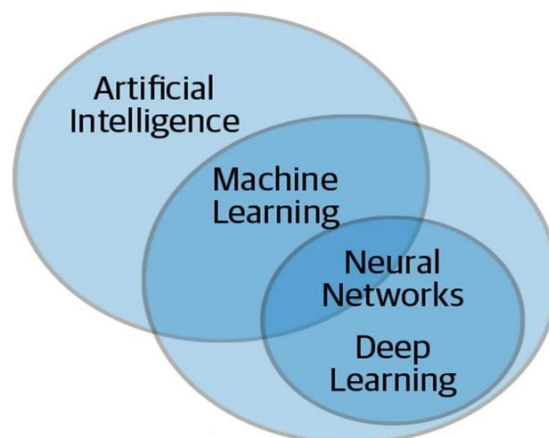


Figure II. 1. Diagramme présentant la terminologie de l'intelligence artificielle

II.3-Machine Learning

L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle (IA) qui permet à un système d'apprendre de l'expérience et de s'améliorer sans avoir besoin d'être explicitement programmé. Son objectif est de créer des programmes informatiques capables d'accéder aux données et d'apprendre par eux-mêmes. Fondamentalement, le concept de Machine Learning (ML) est l'utilisation de données et d'algorithmes alimentés pour générer des connaissances artificielles, qui sont guidées par des ensembles de règles analytiques prédéfinies pour la reconnaissance de formes dans les données collectées. En termes simples et clairs, le ML est l'utilisation de données quantitatives et qualitatives pour répondre aux questions avec facilité et précision. Grâce au ML, les ordinateurs et les systèmes informatiques sont capables d'effectuer des tâches telles que la découverte, l'extraction et la synthèse de données pertinentes, la réalisation de prédictions basées sur des données analysées, l'adaptation indépendante à certains développements, le calcul de probabilités pour des résultats spécifiques et l'optimisation de processus basés sur des modèles reconnus (Abubakar, Almeida et al. 2021).

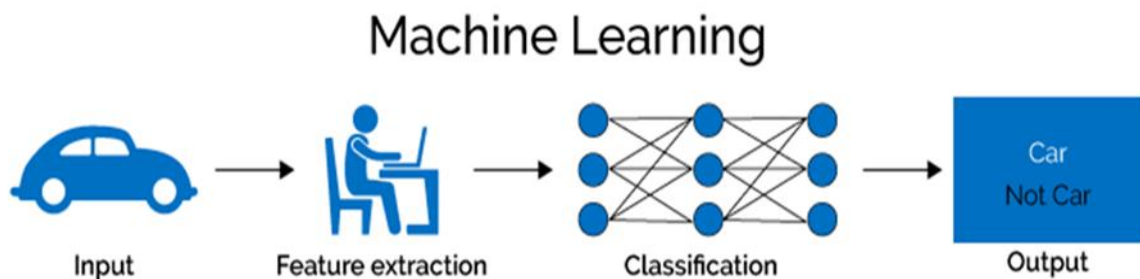


Figure II. 82. L'apprentissage automatique

II.3.1-Types d'apprentissage automatique

II.3.1.1-Apprentissage Supervisé

Dans ce type de ML, les modèles sont définis à l'avance et les systèmes apprennent à partir des paires d'entrée et de sortie données, c'est-à-dire que les données d'entrée et la sortie souhaitée sont étiquetées. Avec une connaissance suffisante des données, on peut aider la machine à relier les points avec un apprentissage supervisé en utilisant les exemples de données étiquetés et une sortie correcte (Abubakar, Almeida et al. 2021).

II.3.1.2-Apprentissage Non Supervisé

Ici, l'IA apprend sans l'aide de valeurs cibles prédéfinies, c'est-à-dire que le modèle doit identifier des modèles dans des données d'entrée non étiquetées. Apprendre et s'améliorer par essais et erreurs est la clé de l'apprentissage non supervisé. Contrairement à l'apprentissage

supervisé, ici on ne travaille pas avec des données étiquetées, on ne montre pas à la machine la bonne sortie. On utilise différents algorithmes pour laisser la machine relier les points en étudiant et en observant les données. Dans l'apprentissage non supervisé, les chances de la machine de trouver des modèles ou des classifications que les humains ne peuvent jamais voir sont très élevées (Abubakar, Almeida et al. 2021).

II.3.1.3-Apprentissage par Renforcement.

Dans cette situation, le modèle se voit accorder une autonomie pour s'engager dans un environnement dynamique qui donne une rétroaction basée sur des récompenses et des punitions : le modèle est enseigné à travers des interactions positives et négatives. Cette méthode d'apprentissage diffère considérablement des autres méthodes. La machine itère jusqu'à ce que le résultat soit amélioré à chaque fois, se rapprochant de plus en plus d'une sortie de haute qualité (Abubakar, Almeida et al. 2021).

Tableau II. 1. Types d'apprentissage automatique

Apprentissage supervisé	Apprentissage non supervisé	Apprentissage par renforcement
<ul style="list-style-type: none"> • Classification • Régression 	<ul style="list-style-type: none"> • Clustering • Segmentation • Réduction de dimension 	<ul style="list-style-type: none"> • Processus de décision • Systèmes de recommandation

II.4-Les Réseaux Neurones

Les méthodes de classification les plus connues sont des classifieurs linéaires qui découpent linéairement un ensemble de données en définissant un hyperplan (en 2 dimensions il s'agit d'une droite). Les cas où les données ne sont pas linéairement séparables sont très nombreux et dans ce cas, il faut avoir recours à des classifieurs non linéaires.

Les réseaux de neurones font partie de la famille des classifieurs non linéaires. Un réseau de neurones est une version très simplifiée des neurones naturels dans lequel, les entrées sont transformées en une sortie et les interconnexions entre neurones définissent un réseau. Un réseau se caractérise principalement par 3 informations :

- Le nombre d'entrées et le nombre de sorties (nombre de neurones sur la couche d'entrée et sur la couche de sortie)
- Le nombre de neurones par couche et le nombre de couches
- Les interconnexions entre les neurones.

Visuellement un réseau de neurones se présente donc comme un réseau ordonné par couches, comme le montre **la Figure II.3**, qui propose un réseau avec 3 entrées, 3 sorties et une couche cachée, elle-même composée de deux neurones (Samir, Gondran et al. 2021).

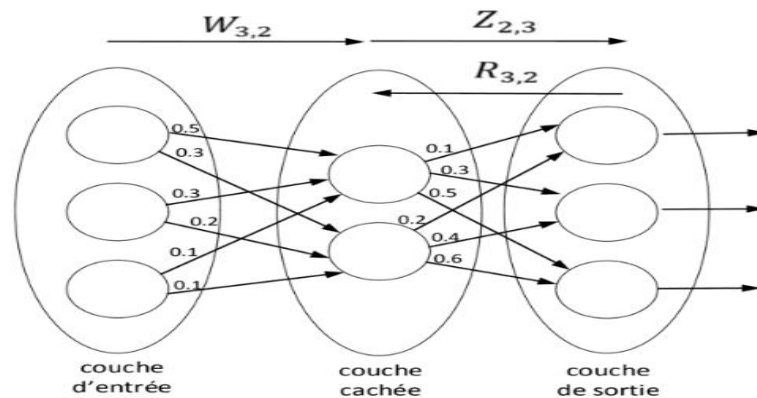


Figure II. 83. Exemple de réseau de neurones

Un réseau de neurones nécessite la manipulation de vecteurs et de matrices pour faire les calculs. Deux types de calculs sont réalisés avec les vecteurs et les matrices : le premier permet de mettre à jour itérativement les matrices, pour rechercher la meilleure matrice possible, c'est-à-dire, celle minimisant l'erreur entre le résultat obtenu et le résultat souhaité; le deuxième permet de calculer les valeurs de sortie en fonction des valeurs d'entrée (il s'agit d'évaluer les sorties) (Samir, Gondran et al. 2021).

II.4.1-Neurone Biologique

Le neurone biologique (**voir Figure II.4**) est une cellule nerveuse qui constitue l'unité fonctionnelle fondamentale du système nerveux de tous les animaux. Les neurones existent pour communiquer entre eux et transmettre des impulsions électrochimiques à travers les synapses, d'une cellule à l'autre, tant que l'impulsion est suffisamment forte pour activer la libération de substances chimiques à travers une fente synaptique. La force de l'impulsion doit dépasser un seuil minimum, sinon les substances chimiques ne seront pas libérées.

La cellule nerveuse se compose de:

- **Soma** : corps cellulaire qui possède de nombreuses dendrites mais un seul axone
- **Dendrites** : de fines structures qui naissent du corps cellulaire principal, elles permettent à la cellule de recevoir des signaux des neurones voisins connectés et chaque dendrite est capable d'effectuer une multiplication par la valeur du poids de la dendrite.
- **Axones** : sont des fibres nerveuses dotées d'une extension cellulaire spéciale qui part du corps cellulaire. L'axone finit par se ramifier et se connecter à d'autres dendrites. Les neurones sont capables d'envoyer des impulsions électrochimiques grâce à des

variations de tension entre les membranes, ce qui génère un potentiel d'action. Ce signal se propage le long de l'axone de la cellule et active les connexions synaptiques avec d'autres neurones (Patterson and Gibson 2017).

- **Synapses** : sont la jonction entre l'axone et les dendrites. La majorité des synapses envoient des signaux de l'axone d'un neurone à la dendrite d'un autre neurone. Les exceptions à cette règle sont les neurones dépourvus de dendrites, d'axones ou de synapses, qui relient un axone à un autre axone.

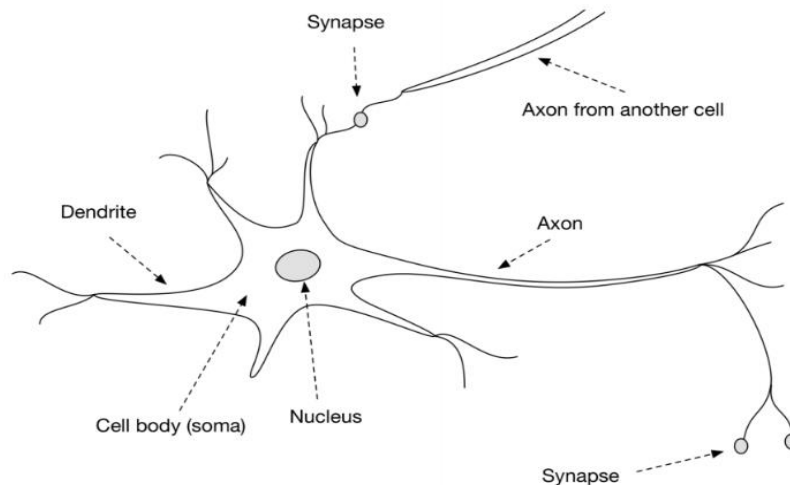


Figure II. 164. Le neurone biologique

- **Flux d'informations à travers le neurone biologique** : Les synapses qui augmentent le potentiel sont considérées comme excitatrices, et celles qui diminuent le potentiel sont considérées comme inhibitrices. La plasticité fait référence aux changements à long terme de la force des connexions en réponse à un stimulus d'entrée. Il a également été démontré que les neurones forment de nouvelles connexions au fil du temps et qu'ils migrent même. Ces mécanismes combinés de modification des connexions sont à l'origine du processus d'apprentissage dans le cerveau biologique (Patterson and Gibson 2017).

II.4.2-Neurone Artificiel

Les réseaux neuronaux artificiels (RNA) ont été développés en tant que généralisation des modèles mathématiques des systèmes nerveux biologiques.

Dans un modèle mathématique simplifié du neurone, les effets des synapses sont représentés par des poids de connexion qui modulent l'effet des signaux d'entrée associés, et la caractéristique non linéaire présentée par les neurones est représentée par une fonction de transfert, qui est généralement une fonction sigmoïde, gaussienne, trigonométrique, etc.

L'impulsion du neurone est alors calculée comme la somme pondérée des signaux d'entrée, transformés par la fonction de transfert. La capacité d'apprentissage d'un neurone artificiel est obtenue en ajustant les poids conformément à l'algorithme d'apprentissage choisi. La plupart des applications des réseaux neuronaux entrent dans les catégories suivantes :

- Prédiction : Utilisation des valeurs d'entrée pour prédire une sortie
- Classification : Utilisation des valeurs d'entrée pour déterminer la classification
- Association de données : Comme la classification, mais elle reconnaît également les données qui contiennent des erreurs.
- Conceptualisation des données : Analyser les données d'entrée pour en déduire les relations de regroupement (Abraham 2005).

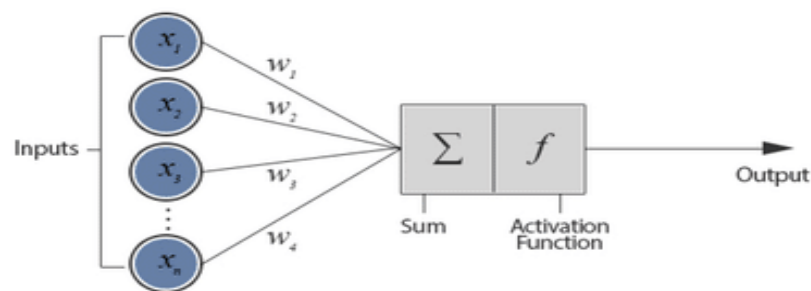


Figure II. 245. Structure d'un Réseau Neurone Artificiel
ANN

- Le vecteur w : vecteur de poids qui s'ajuste lors de l'entraînement.
- Le vecteur x : vecteur d'entrée.
- F : fonction d'activation.

II.4.3-Architecture des réseaux neurones artificiels

Le comportement du réseau neuronal dépend largement de l'interaction entre les différents neurones. L'architecture de base se compose de trois types de couches de neurones :

- Entrée.
- Cachée.
- Sortie (Abraham 2005).

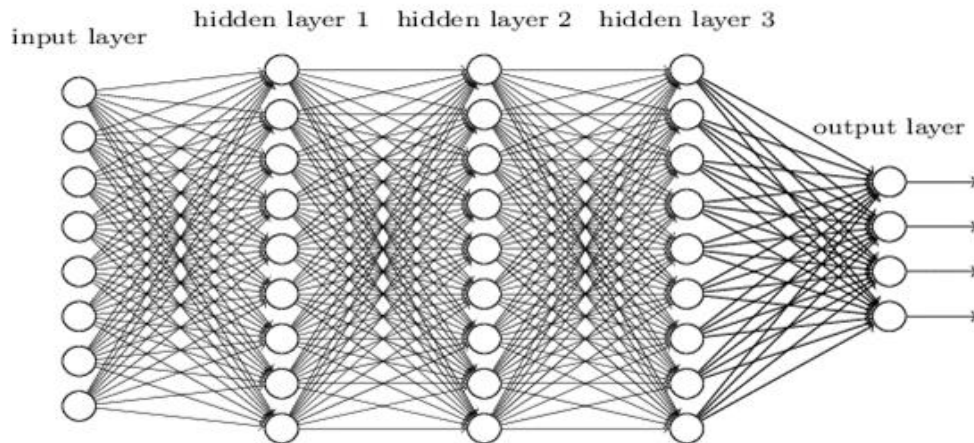


Figure II. 326. Architecture d'un Réseau Neuron Artificiel

II.4.4-Les Fonctions d'activation

La fonction d'activation (appelée parfois fonction de transfert) intervient dans tous les neurones d'un réseau. Les entrées qui arrivent dans un neurone sont pondérées par les poids des connexions et sommées. Le résultat de ce calcul subi une deuxième transformation qui est celle de la fonction d'activation. Sans cette fonction, le réseau ne serait constitué que de fonctions linéaires (correspondant à des combinaisons linéaires des entrées). La fonction d'activation est donc un élément fondamental dans un réseau de neurones car elle permet de modéliser un système en utilisant des fonctions non linéaires et offre ainsi une grande flexibilité au réseau.

Les fonctions les plus utilisées sont les fonctions : seuil, linéaire, sigmoïde, softmax et ReLU. (Brun, Doutart et al. 2021).

II.4.4.1-Fonction seuil

Il s'agit d'une fonction très simple avec un seul paramètre : le seuil. Lorsque l'entrée ne dépasse pas le seuil, la fonction retourne la valeur 0 et elle retourne 1 sinon. Cette fonction peut être utilisée pour un classificateur binaire (Brun, Doutart et al. 2021).

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Il s'agit d'une fonction d'échelon unitaire :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n w_i x_i > 0 \rightarrow \text{output} = 1 \\ \sum_{i=1}^n w_i x_i > 1 \rightarrow \text{output} = 0 \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

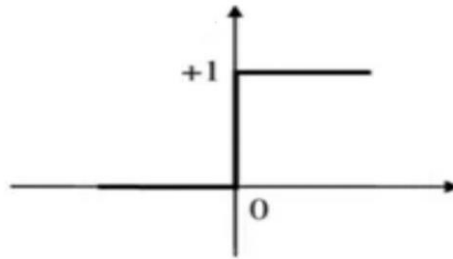


Figure II. 407. Fonctions

II.4.4.2-Fonction linéaire

C'est une fonction qui crée un signal de sortie proportionnel à l'entrée. Elle est plus polyvalente que la fonction seuil car elle peut gérer plusieurs sorties.

Pour les valeurs négatives entraînant une fuite. Elle permet d'obtenir un gradient non nul pour la partie négative (Brun, Doutart et al. 2021).

$$f(x) = x \tag{II.3}$$



Figure II. 488. Fonction

II.4.4.3-Fonction Softmax

La fonction Softmax calcule la distribution des probabilités de l'événement sur k différents événements et est très utile pour les neurones de sortie. Elle donne la probabilité que la valeur attendue soit dans une classe spécifique. Softmax est généralement utilisé pour les réseaux nécessitant un classement en plusieurs catégories.

En règle générale, cette fonction calcule les probabilités de chaque classe par rapport à toutes les classes possibles. La somme de ces probabilités doit être égale à 1 (Brun, Doutart et al. 2021).

$$f(\alpha, x) = \begin{cases} -\frac{\ln(1-\alpha(x+\alpha))}{\alpha} & \text{si } \alpha < 0 \\ x & \text{si } \alpha = 0 \\ \frac{e^{\alpha x}-1}{\alpha} + \alpha & \text{si } \alpha > 0 \end{cases} \tag{II.4}$$

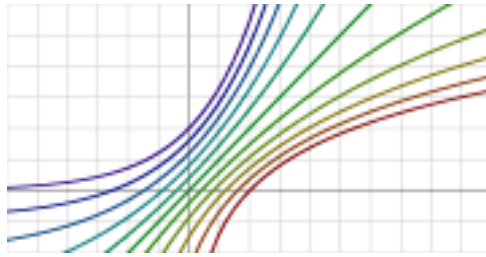


Figure II. 569. Fonctions softmax

II.4.4.4-La Fonction de Sigmoid

Cette Fonction est la plus courante dans l'histoire des réseaux neurones. Elle est le meilleur choix pour l'apprentissage de la simple fonction en escalier car elle est :

- Continue et différentiable partout.
- Symétrique autour de l'axe y.
- Se Rapproche asymptotiquement de ses valeurs de saturation.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II.5})$$

$$x = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (\text{II.6})$$

Cette fonction « Sigmoid » est utilisée dans la dernière couche (étage) de sortie du réseau Neurone pour la classification car ils convertissent l'entrée en une plage de probabilité (0, 1).

La fonction « Sigmoid » est utilisée pour une classification binaire (Berkani, Achir et al. 2022).

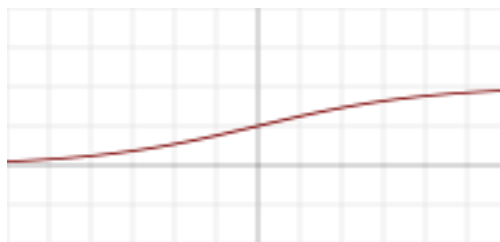


Figure II. 650. Fonction sigmoïde

II.4.4.5-La Fonction Tangente Hyperbolique « Tanh »

Cette fonction a une forme similaire à la fonction « Sigmoid », a également été fortement utilisée comme fonction d'activation jusqu'à la fin des années 1990. L'équation de cette fonction est la suivante :

$$f(x) = \text{Tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{II.7})$$

Cette fonction est centrée sur zéro, mais les gradients sont toujours tués lorsque les neurones deviennent saturés (Maas, Hannun et al. 2013).



Figure II. 731. Fonctions Tanh

II.4.4.6-La Fonction ReLu (Rectified Linear Unit)

C'est une fonction non linéaire (voir figure II-9) à utilisation générale couramment utilisée. L'équation de cette fonction (Maas, Hannun et al. 2013). Elle donne x si x est supérieur à 0, 0 sinon. Autrement dit, c'est le maximum entre x et 0 :

$$\text{Fonction_Relu}(x) = \max(x, 0) \quad (\text{II.8})$$

Cette fonction permet d'effectuer un filtre sur nos données. Elle laisse passer les valeurs positives ($x > 0$) dans les couches suivantes du réseau de neurones. Elle est utilisée presque partout mais surtout pas dans la couche final, elle est utilisée dans les couches intermédiaires (SEKKIL and MEBROUKI 2021).

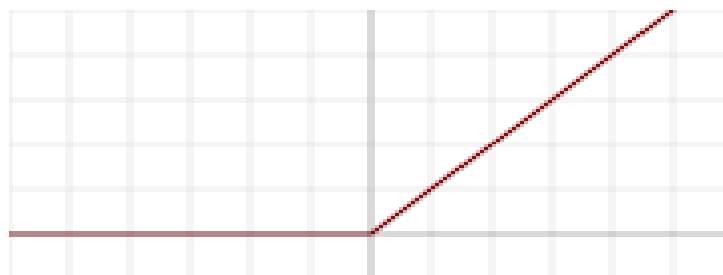


Figure II. 812. Fonctions ReLu (Rectified Linear Unit)

II.4.4.7-La Fonction Leaky ReLu

C'est une fonction variante des ReLu, appelée Leaky ReLu permet un petit gradient non nul lorsque l'unité n'est pas active (Maas, Hannun et al. 2013):

$$f(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha x & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

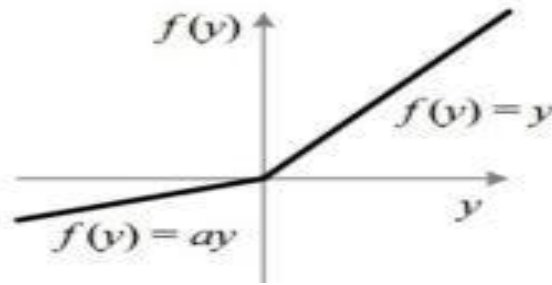


Figure II. 893. Fonctions Leaky ReLu

II.4.4.8-La Fonction ELU (Unités Linéaires Exponentielles)

Cette fonction est définie selon l'équation suivante :

$$F(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & \text{Ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

La valeur de α est constante et définie lorsque l'architecture du réseau est instanciée.

Une valeur typique pour $\alpha = 1.0$

Grace aux travaux de Clevert, les ELU obtiennent souvent une grande précision de classification que les ReLu (Clevert, Unterthiner et al. 2015).

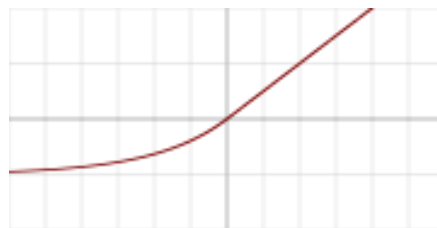


Figure II. 974. La Fonction ELU

II.4.4.9-La Fonction Argmax

Elle est utilisée pour obtenir une classe discrète à partir de ces valeurs de probabilité continues, une fonction de décision est appliquée. La fonction de décision la plus simple pour la classification multi classe à étiquette unique consiste à prendre la grande valeur en utilisant la fonction « Argmax » (Brun, Doutart et al. 2021).

II.4.4.10-La Fonction Gaussienne

Une fonction gaussienne est une fonction en exponentielle de l'opposé du carré de l'abscisse (une fonction en $\exp(-x^2)$) (Raba 2015).

$$f(x) = e^{-x^2} \quad (\text{II.11})$$

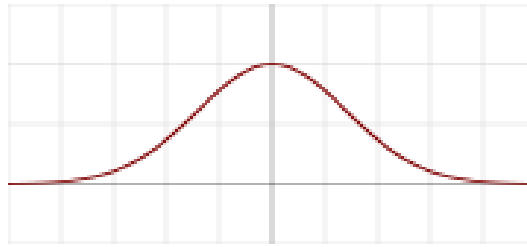


Figure II. 1055. La Fonction Gaussienne

II.5-Deep Learning

La détection d'objets basée sur l'apprentissage profond est un élément important de la science des données. Il s'agit d'un domaine qui repose sur l'apprentissage et l'amélioration autonomes par l'examen d'algorithmes informatiques.

L'apprentissage profond est une forme d'apprentissage automatique (HAMED AICHA) .

Et il est utilisé dans de nombreux domaines :

- Reconnaissance d'image.
- Traduction automatique.
- Diagnostic médical.
- Recommandations personnalisées.
- Modération automatique des réseaux sociaux.
- Prédiction financière et trading automatisé.
- Détection de malwares ou de fraudes.
- Exploration spatiale.
- Robots intelligents.

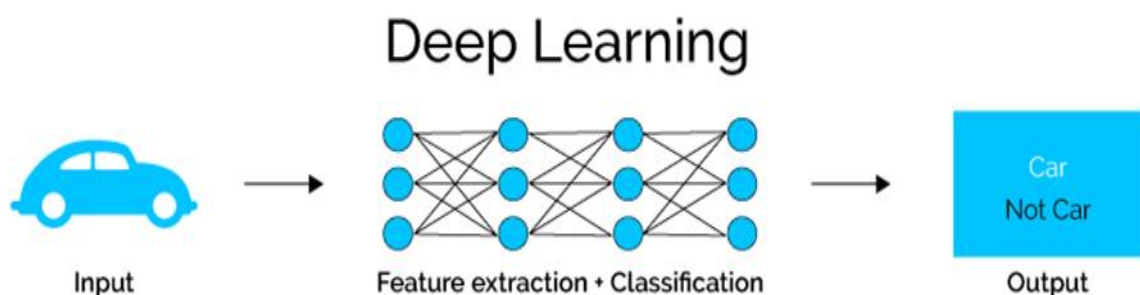


Figure II. 1136. L'apprentissage profond

Un modèle d'apprentissage profond peut extraire des caractéristiques des données brutes grâce à plusieurs couches de traitement et apprendre ces caractéristiques de manière incrémentale à travers chaque couche avec une intervention humaine minimale (HAMED AICHA).

II.5.1-Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, l'ensemble de formation qu'on fournit à l'algorithme comprend les solutions souhaitées, appelées étiquettes.

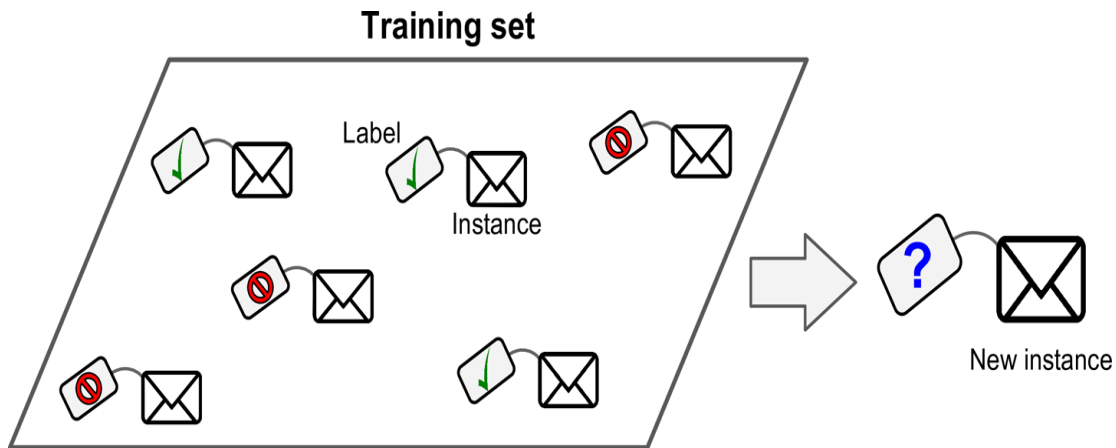


Figure II. 1217. Un ensemble de formation étiqueté pour l'apprentissage supervisé

(Par exemple, la classification des spams)

Une tâche typique d'apprentissage supervisé est la classification. Le filtre anti-spam en est un bon exemple : il est entraîné avec de nombreux exemples de courriers électroniques ainsi que leur classe (spam), et il doit apprendre à classer les nouveaux courriers électroniques.

Une autre tâche typique consiste à prédire une valeur numérique cible, telle que le prix d'une voiture, à partir d'un ensemble de caractéristiques (kilométrage, âge, marque, etc.). Ce type de tâche est appelé régression. Pour entraîner le système, vous devez lui donner de nombreux exemples de voitures, y compris leurs caractéristiques et leurs cibles (c'est-à-dire leurs prix).

Il est à noter que certains modèles de régression peuvent également être utilisés pour la classification, et vice versa. Par exemple, la régression logistique est couramment utilisée pour la classification, car elle peut produire une valeur correspondant à la probabilité d'appartenir à une classe donnée (par exemple, 20 % de chances d'être un spam).

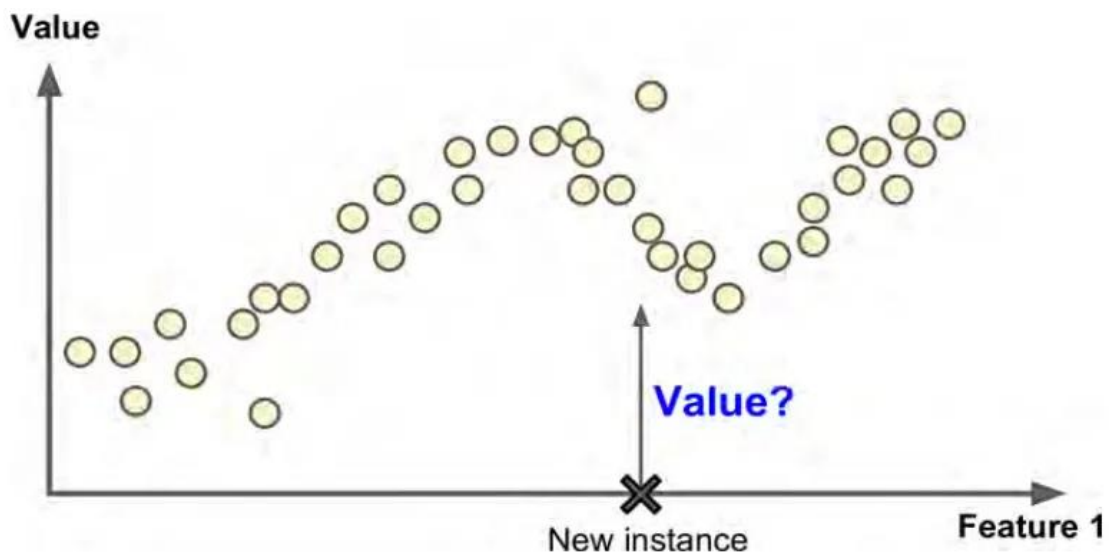


Figure II. 1296. Un problème de régression : prédire une valeur, étant donné une caractéristique d'entrée (il y a généralement plusieurs caractéristiques d'entrée, et parfois plusieurs valeurs de sortie)

Les mots cible et étiquette sont généralement traités comme des synonymes dans l'apprentissage supervisé, mais la cible est plus courante dans les tâches de régression et l'étiquette est plus courante dans les tâches de classification. En outre, les caractéristiques sont parfois appelées prédicteurs ou attributs (Géron 2022).

II.5.2-Apprentissage Non Supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, les données d'apprentissage ne sont pas étiquetées (**Figure II.19**). Le système tente d'apprendre sans professeur.

Par exemple, supposons qu'on dispose d'un grand nombre de données sur les visiteurs de votre blog. On veut peut-être exécuter un algorithme de regroupement pour essayer de détecter des groupes de visiteurs similaires (**Figure II.19**). À aucun moment on ne dit à l'algorithme à quel groupe un visiteur appartient : il trouve ces connexions sans aucune aide. Par exemple, il pourrait remarquer que 40 % de des visiteurs sont des adolescents qui aiment les bandes dessinées et qui lisent généralement un blog après l'école, tandis que 20 % sont des adultes qui aiment la science-fiction et qui visitent ce blog pendant les week-ends. Si on utilise un algorithme de regroupement hiérarchique, il peut également subdiviser chaque groupe en groupes plus petits. Cela peut aider à cibler les messages pour chaque groupe (Géron 2022).

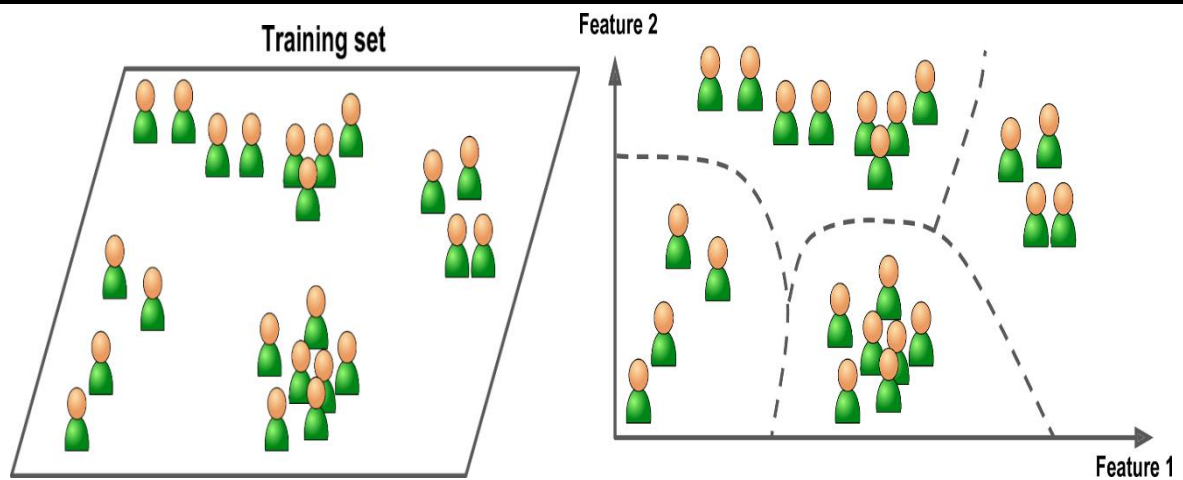


Figure II. 1361. Un ensemble de formation sans étiquette pour un apprentissage non supervisé, le regroupement

Les algorithmes de visualisation sont également de bons exemples d'apprentissage non supervisé : on leur fournit un grand nombre de données complexes et non étiquetées, et ils produisent une représentation 2D ou 3D des données qui peut être facilement tracée. Ces algorithmes tentent de préserver autant de structure que possible (par exemple, en essayant d'éviter que des grappes distinctes dans l'espace d'entrée ne se chevauchent dans la visualisation) afin qu'on puisse comprendre comment les données sont organisées et peut-être identifier des modèles insoupçonnés. Une tâche connexe est la réduction de la dimensionnalité, dont l'objectif est de simplifier les données sans perdre trop d'informations. Une façon d'y parvenir consiste à fusionner plusieurs caractéristiques corrélées en une seule. Par exemple, le kilométrage d'une voiture peut être fortement corrélé à son âge, de sorte que l'algorithme de réduction de la dimensionnalité les fusionnera en une seule caractéristique représentant l'usure de la voiture. C'est ce qu'on appelle l'extraction de caractéristiques (Géron 2022).

II.6-Long Short-Term Memory (LSTM)

L'un des types de réseaux neuronaux récurrents les plus connus est le réseau à mémoire à long terme (LSTM) qui résout le problème des gradients de disparition des RNN. Il se compose d'une cellule de mémoire qui conserve les informations importantes apprises au cours de plusieurs étapes temporelles et de portes qui contrôlent le flux d'informations dans le réseau. Le contenu de la cellule de mémoire est contrôlé par les portes (portes d'entrée et d'oubli). Le mécanisme des portes permet à l'information d'être conservée sur plusieurs pas de temps. Cela permet également de résoudre les problèmes de gradient de disparition rencontrés dans de nombreux RNN. Le bloc LSTM est illustré à la **figure II-20**

Comme la montre **la figure II.20**, un bloc LSTM se compose de plusieurs unités. Ces unités comprennent trois portes (entrée, oubli et sortie), une entrée de bloc, une cellule de mémoire, une fonction d'activation de sortie et des connexions peephole. La porte d'entrée contrôle la cellule de mémoire pour qu'elle retienne les informations apprises précédemment. La porte d'oubli aide la cellule de mémoire à effacer les contenus périmés des pas de temps précédents et la porte de sortie expose le contenu de la cellule de mémoire à la sortie du bloc LSTM. En outre, la sortie du bloc LSTM revient en boucle à l'entrée et à toutes les portes. Les portes utilisent des fonctions d'activation sigmoïdes, tandis que l'entrée et la sortie utilisent la fonction d'activation tanh (Etienne 2019).

Le réseau neuronal LSTM trouve son application dans de nombreux domaines. Certaines de ces applications sont énumérées ci-dessous :

- Prévion et classification du trafic.
- Prévion basée sur les séries temporelles.
- Traitement du langage naturel (NLP).
- Vision par ordinateur.
- Reconnaissance du texte et de la parole.
- Traduction automatique.
- Modélisation linguistique.
- Simulation des précipitations.
- Prévion des inondations.
- Prévion de la profondeur de la nappe phréatique dans les zones agricoles.
- Sécurité des réseaux et détection des intrusions.

La LSTM a trouvé son application dans de nombreux domaines. Il a transformé le paradigme de l'apprentissage automatique. Les modèles LSTM ont amélioré la reconnaissance vocale de Google, la traduction de Google et la translation basée sur LSTM dans Facebook (Sarma, Piuri et al. 2022).

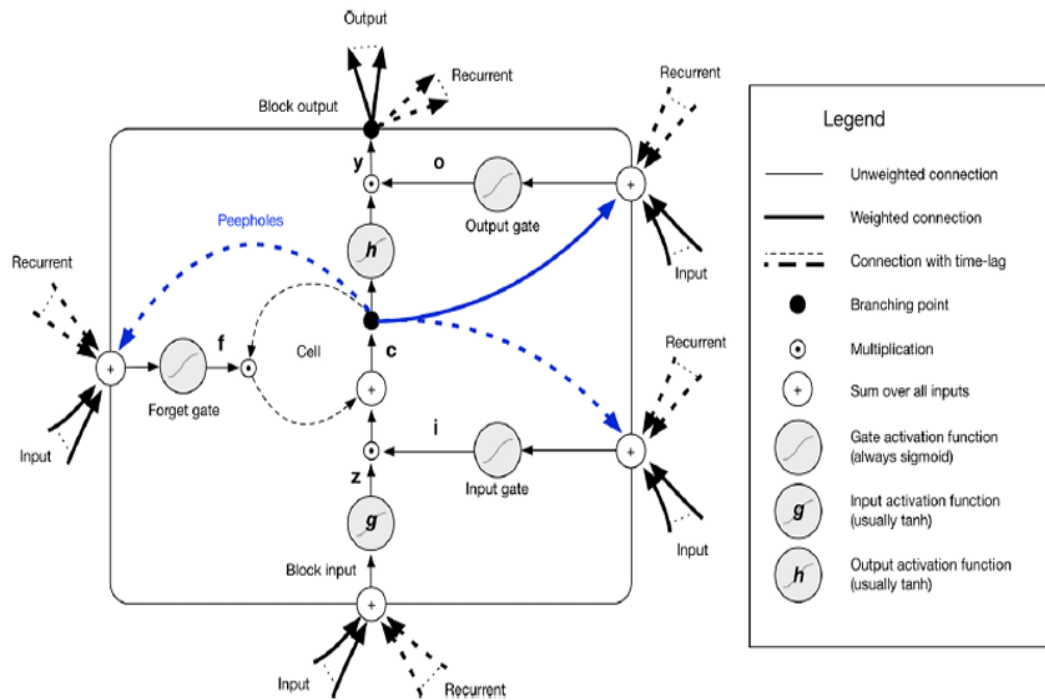


Figure II. 1392. Schéma fonctionnel
I STM

II.7- L'environnement Deep Learning

Nous mentionnerons spécifiquement le logiciel utilisé, en mettant en avant Python comme principal langage de programmation. Nous expliquerons également l'utilisation du PC Dell comme plateforme matérielle pour nos expériences. Pour Les Bibliothèques utilisées, Nous présenterons : Dans la section de "Matériel utilisé",

- TensorFlow.
- Keras.
- Scikit-learn (sklearn).
- Matplotlib.

II.7.1-Matériel utilisé

II.7.1.1-Software

- **Python**

Python est un langage de programmation puissant et facile à apprendre. Il possède des unes approches simples mais efficace de la programmation orientée objet. La syntaxe élégante et le typage dynamique de Python, ainsi que sa nature interprétée, en font un langage idéal pour l'écriture de scripts et le développement rapide d'applications dans de nombreux domaines et sur la plupart des plates-formes.

L'interpréteur Python et la vaste bibliothèque standard sont disponibles gratuitement sous forme de source ou de binaire pour toutes les principales plates-formes sur le site Web de Python, <https://www.python.org/>, et peuvent être distribués librement.

L'interpréteur Python est facilement extensible avec de nouvelles fonctions et de nouveaux types de données implémentés en C ou C++ (ou d'autres langages appelables à partir de C). Python convient également comme langage d'extension pour les applications personnalisables.

Ce tutoriel présente au lecteur, de manière informelle, les concepts et les caractéristiques de base du langage et du système Python.

Pour une description des objets et modules standard, voir `Library-index`. `reference-index` donne une définition plus formelle du langage. Pour écrire des extensions en C ou C++, lisez `extending-index` et `c-api-index`. Il existe également plusieurs ouvrages traitant de Python en profondeur.

Après l'avoir lu, il sera en mesure de lire et d'écrire des modules et des programmes Python, et être prêt à en apprendre davantage sur les différents modules de la bibliothèque Python décrits dans `Library-index` (Fuchs and Poulain).



Figure II.21. Le logo du Python

III.7.1.2-Hardware

- **PC Dell**

Le pc avec lequel on a appliqué notre système est un pc dell "DESKTOP-96D84L1". Il est équipé d'un processeur Intel Core i5-1145G7 de 11ème génération, fonctionnant à une fréquence de base de 2,60 GHz et une fréquence Turbo Boost maximale de 4,40 GHz. Le processeur est un processeur quad-core, ce qui signifie qu'il possède quatre cœurs de traitement. La mémoire RAM installée est de 16,0 Go.

Le système d'exploitation est un système d'exploitation 64 bits, ce qui signifie qu'il est capable de gérer des applications et des données plus volumineuses. Le type de processeur est x64, ce qui correspond à une architecture de processeur 64 bits.

Dans l'ensemble, cet appareil est équipé d'un processeur puissant et d'une quantité suffisante de mémoire RAM, ce qui devrait permettre une expérience informatique fluide et une exécution rapide des tâches.

II.7.2-Les Bibliothèques utilisées

II.7.2.1-Tensorflow

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

II.7.2.2-Keras

Keras est une API de réseau neuronal de haut niveau, écrite en Python, capable de fonctionner sur TensorFlow. Il a été développé pour permettre une expérimentation rapide. Être capable de transformer des idées en résultats le plus rapidement possible est la clé pour mener des recherches :

- Permet un prototypage facile et rapide (grâce à la convivialité, la modularité et l'évolutivité).
- Prise en charge des réseaux convolutionnels et récurrents et des combinaisons des deux.
- Fonctionne de manière transparente sur les plates-formes (Keras).

II.7.2.3-Sklearn

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

II.7.2.4-Matplotlib

Matplotlib est l'un des paquets Python les plus populaires utilisés pour la visualisation des données. Il s'agit d'une bibliothèque multi plateforme permettant de créer des tracés 2D à partir de données classées dans des tableaux. Il donne une API d'objet orientée qui aide à intégrer des tracés dans des applications à l'aide de boîtes à outils Python GUI.

Il peut également être utilisé dans :

- Les shells Python.
- Les shells IPython.
- Les ordinateurs portables Jupyter.
- Les serveurs d'applications web (Matplotlib).

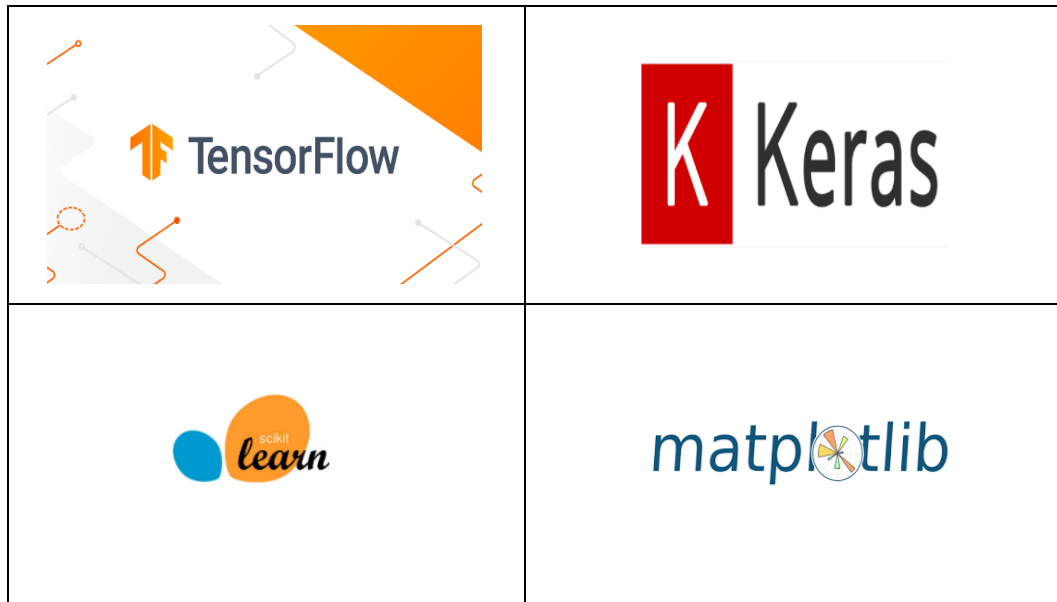


Figure II.22. Les Bibliothèques Python

II.8-Conclusion

Ce chapitre fournit une base solide pour comprendre les principes fondamentaux de l'Intelligence Artificielle et du Deep Learning, ainsi que les techniques et les concepts clés utilisés dans ces domaines en pleine expansion. En comprenant ces concepts, nous serons en mesure d'appréhender les applications du Deep Learning dans divers domaines, ou même de développer nos propres modèles et solutions basés sur ces technologies.

Chapitre 3 : Système et Discussion des Résultats

III.1-Introduction

Le chapitre III est dédié à l'analyse approfondie de la base de données utilisée, ainsi qu'à la description du matériel et des bibliothèques logicielles nécessaires. Nous présenterons également le système proposé et les modèles de prédiction que nous avons développés, ainsi que les résultats obtenus et le test final effectué.

III.2-Travail effectué

Pour ce chapitre Dans la section de Description de la Base de données, nous fournirons une analyse approfondie de la base de données utilisée.

Dans la section de Système Proposé, nous décrirons le système que nous avons développé en utilisant notre modèle de prédiction. Nous expliquerons son fonctionnement, son architecture et ses composants.

Pour La section de Modèle Proposé, sera consacrée à la présentation de notre modèle de prédiction. Nous décrirons en détail l'architecture du modèle, en mettant en évidence les différentes couches, les fonctionnalités spécifiques et les techniques utilisées.

Parie résultats, nous présenterons ceux obtenus lors de l'évaluation de notre modèle. Nous afficherons des graphiques de précision et de pertes pour visualiser les performances du modèle lors de l'entraînement. Nous présenterons également un rapport de classification détaillé pour évaluer la capacité de notre modèle à prédire avec précision les différentes classes.

Enfin, nous utiliserons une matrice de confusion pour évaluer les performances globales du modèle, ainsi la section de Test Final, consistera en un test indépendant de notre modèle sur de nouvelles données non vues auparavant. Nous évaluerons la capacité de généralisation de notre modèle et sa performance dans des scénarios réels. Nous discuterons des résultats de ce test final et de l'efficacité globale de notre modèle.

III.3-Base de données

Pour évaluer le classifieur réalisé nous utiliserons les bases de données sur les maladies cardiaques (14 attributs du cœur) comme ensemble de données qui est été disponible sur le site web (Janosi, Steinbrunn et al. 1988).

III.3.1-Description de Base de données

Cette base de données contient 76 attributs, mais toutes les expériences publiées se réfèrent à l'utilisation d'un sous-ensemble de 14 d'entre eux. Le champ "goal" fait référence à la présence d'une maladie cardiaque chez le patient.

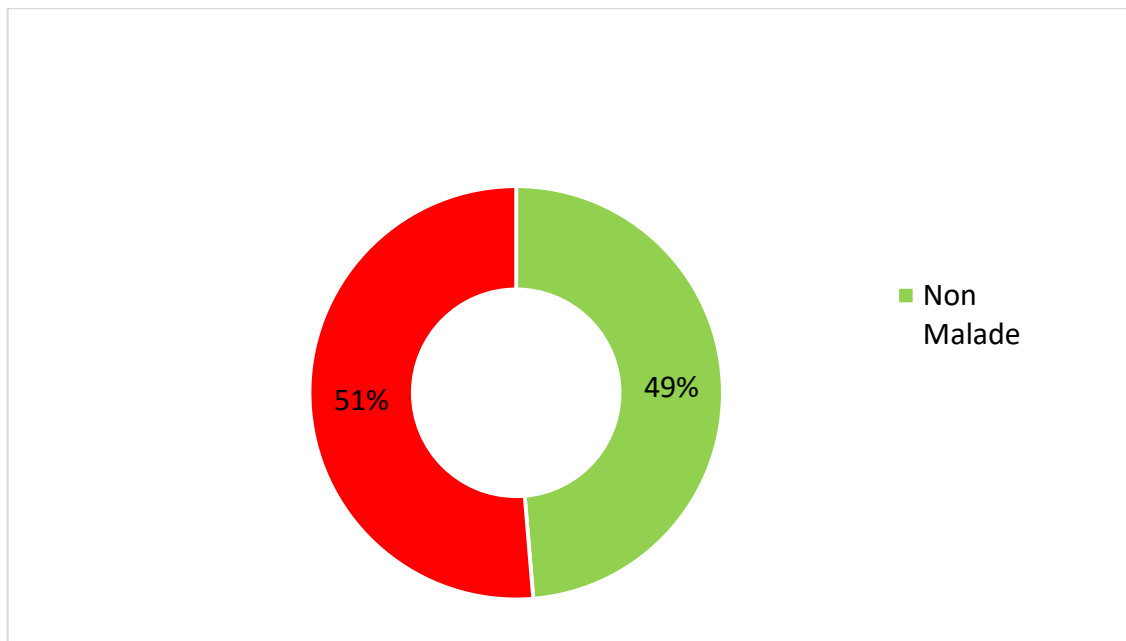


Figure III.1 Description de Base de données.

Tableau III. 1. Description de Base de données.

N°	Classe	Instant
1	Non Malade	499
2	Malade	526
Totale		1025

Source d'information

➤ Les créateurs

1. Institut hongrois de cardiologie. Budapest : Andras Janosi, M.D.
2. Universitaire, Zurich, Suisse : William Steinbrunn, M.D.
3. Hôpital universitaire, Bâle, Suisse : Matthias Pfisterer, M.D.
4. V.A. Medical Center, Long Beach et Cleveland Clinic Foundation:
Robert Detrano, M.D., Ph.D.

➤ **Donateur** : David W. Aha (aha@ics.uci.edu) (714) 856-8779.

➤ **Date** : juillet 1988 : Juillet 1988 (Janosi, Steinbrunn et al. 1988).

Cette base des données contient les attributs mentionnés dans le Tableau III.2 :

Tableau III.2. Description des attributs

ID	Attribut	
	Abréviations	Détail
01	Âge	Âge en ans
02	Sexe	(1=male, 0=female)
03	CP	Type de douleur thoracique
04	Trestbps	Tension artérielle au repos (en mmHg à l'admission à l'hôpital)
05	Chol	Cholestérol sérique en mg/dl
06	Fbs	Glycémie à jeun > 120mg/dl (1=Vrai, 0=Faux)
07	Restecg	Résultats électrocardiographiques au repos (valeurs = 0, 1, 2)
08	Thalach	Fréquence cardiaque maximale atteinte
09	Exang	Exercice inclus Angine (1= Oui, 0= Non)
10	Oldpeak	Dépression ST induite par l'exercice par rapport au repos
11	Slope	La pente du segment ST du pic d'exercice
12	CA	Nombre de vaisseaux principaux (0-3) colorés par flourosopie
13	Thal	1= Normal, 2= Défaut fixe, 3= Défaut réversible
14	Target	0 = normal, 1=anormal, prédiction

III.3.2-Distribution de la base de données

La figure III-2 représente la distribution de base de données.

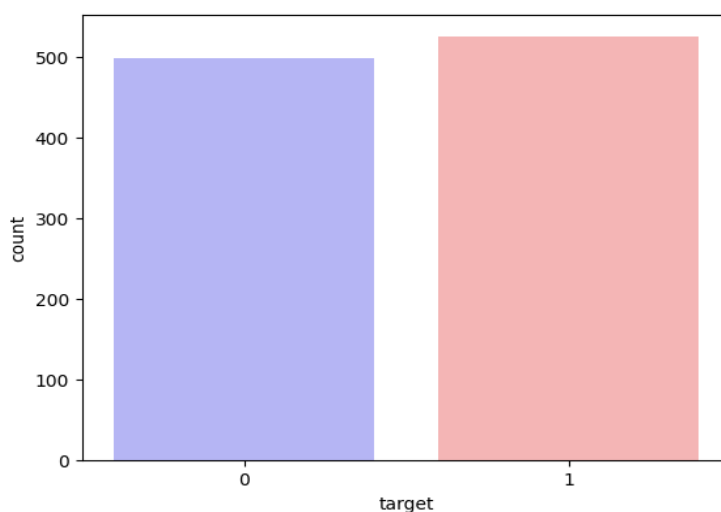


Figure III.2. Distribution de base de données (0=Non 1=oui)

D'après la Figure III.2, voici une interprétation plus détaillée de la distribution de la base de données :

- **La classe 0 (Non malade) :** La première barre indique qu'il y a jusqu'à 500 échantillons classés comme non malades. Cela suggère que la classe non malade représente une proportion importante des échantillons.
- **La classe 1 (Malade) :** La deuxième barre indique qu'il y a plus de 500 échantillons classés comme malades. Cela suggère que la classe malade est prédominante dans la base de données.
- **La distribution globale :** Le graphique montre une disparité entre les classes, avec un nombre plus élevé d'échantillons malades par rapport aux échantillons non malades.

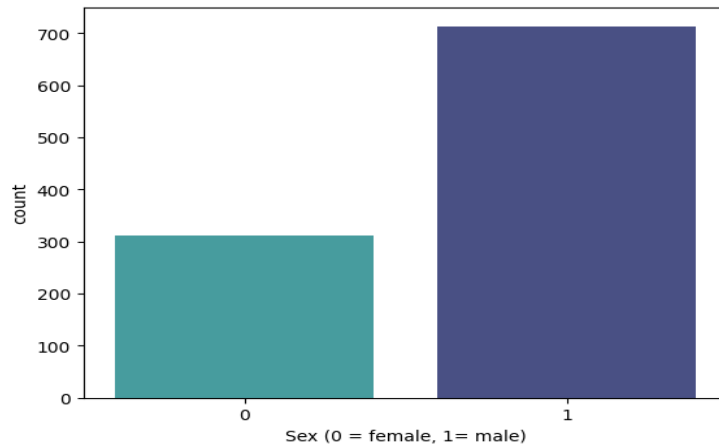


Figure III.3. Distribution de la base de données selon le genre

D'après le graphique III.3, voici une interprétation plus détaillée de la distribution de la base de données selon le genre :

Genre : Le graphique indique que les données sont divisées en deux catégories de genre, représentées par les étiquettes "Female" (Femme) et "Male" (Homme).

- **La classe 0 (Female) :** La première barre indique qu'il y a jusqu'à 300 échantillons de femmes. Cela suggère que la classe Female représente une proportion importante des échantillons.
- **La classe 1 (Male) :** La deuxième barre indique qu'il y a jusqu'à 700 échantillons d'hommes. Cela suggère que la classe Male représente une proportion plus élevée que la classe Female.
- **La distribution globale :** Le graphique montre une disparité entre les genres, avec un nombre plus élevé d'échantillons d'hommes par rapport aux échantillons de femmes.

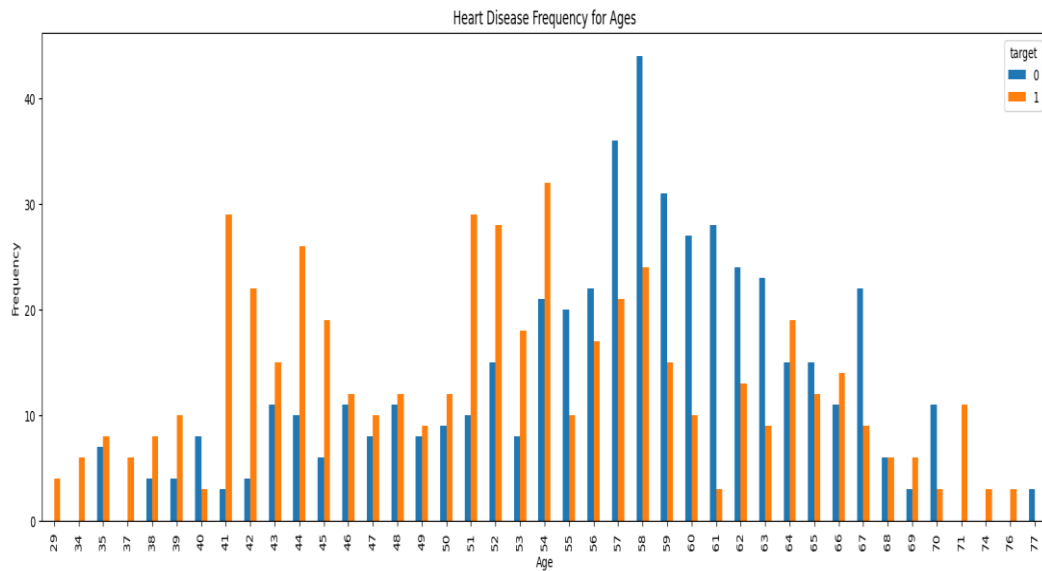


Figure III.4. Fréquence des maladies cardiaques pour chaque

- Description du graphe :** Chaque barre dans le graphique représente une tranche d'âge spécifique et montre la fréquence des maladies cardiaques pour cette tranche d'âge. Ce graphique en barres permet de visualiser facilement la répartition des maladies cardiaques selon les différentes tranches d'âge. Il permet d'identifier les tranches d'âge qui présentent une fréquence plus élevée de maladies cardiaques, ce qui peut être utile pour des analyses ultérieures et pour prendre des décisions en matière de santé.

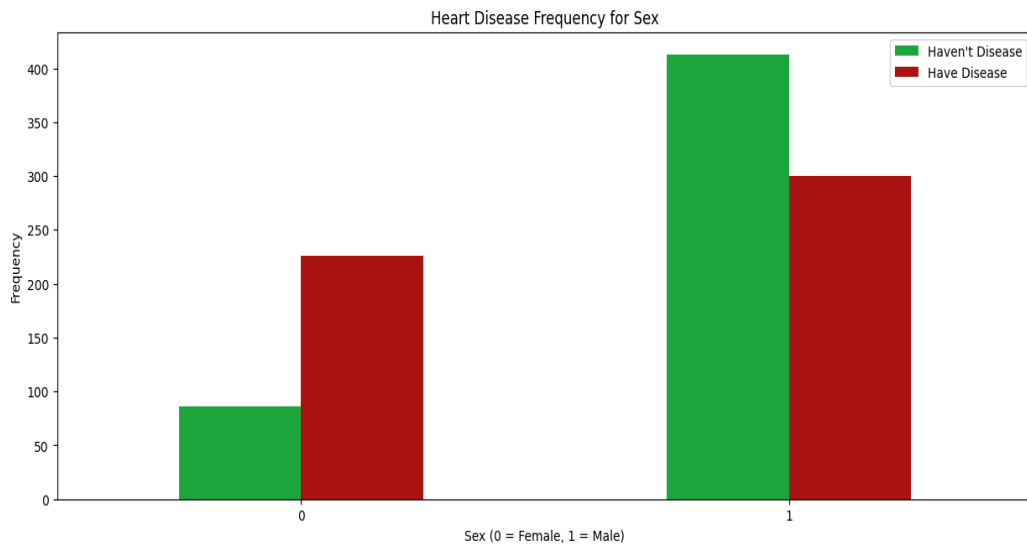


Figure III.5. Répartition des échantillons en fonction du sexe et de la présence ou de l'absence de maladie cardiaque

- Description du graphe :** L'organigramme en barres montre la répartition des échantillons en fonction du sexe et de la présence ou de l'absence de maladie cardiaque. Il permet de visualiser la différence de fréquence entre les femmes et les hommes pour

ces deux catégories. On peut observer qu'il y a une plus grande proportion de femmes sans maladie cardiaque par rapport aux femmes ayant une maladie cardiaque, ainsi qu'une proportion légèrement plus élevée d'hommes sans maladie cardiaque par rapport aux hommes ayant une maladie cardiaque. Cela donne un aperçu visuel de la répartition des données et peut aider à identifier des tendances ou des différences significatives entre les sexes en ce qui concerne les maladies cardiaques.

III.4-Système Proposée

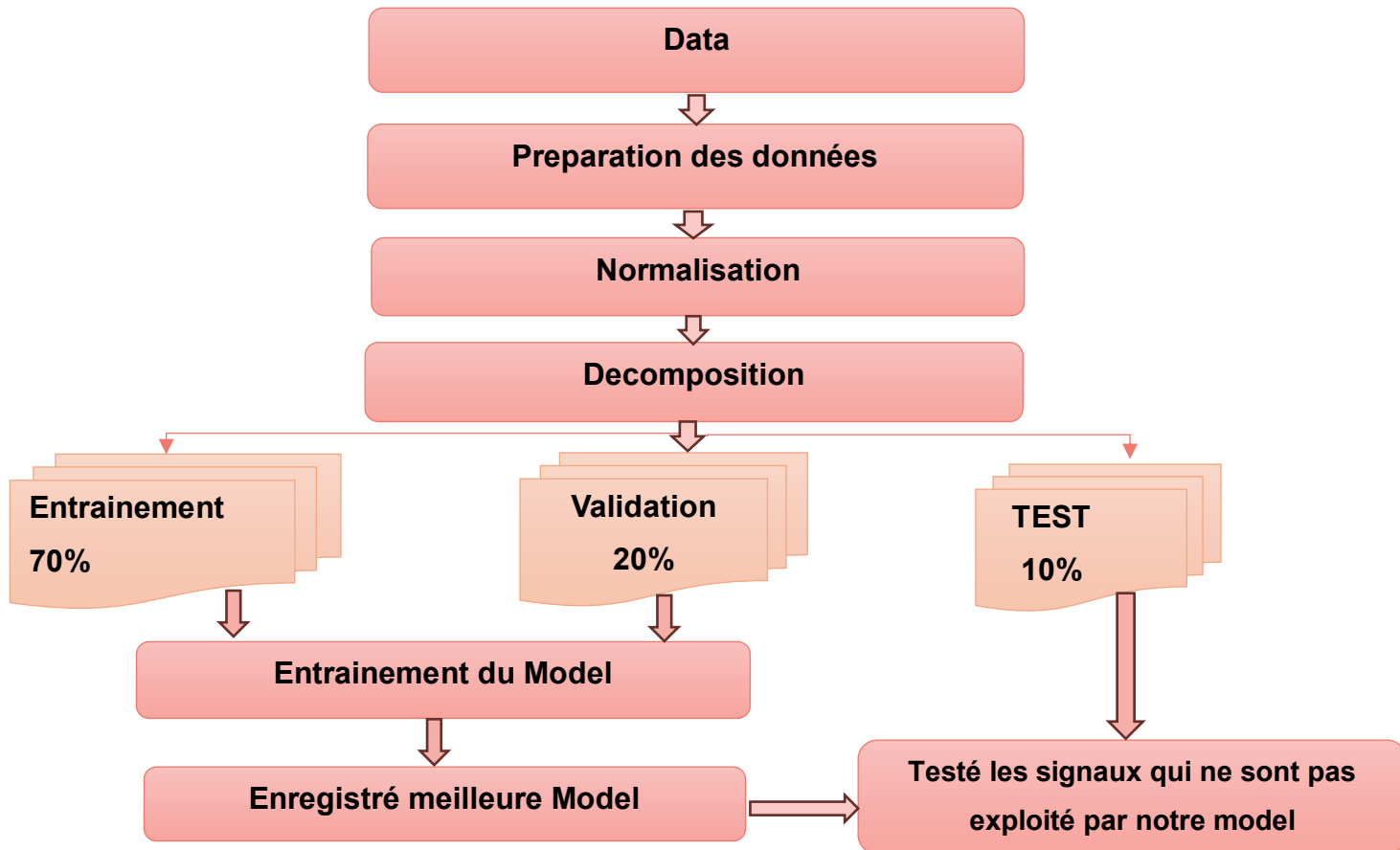


Figure III. 6. Organigramme de Système

Cet organigramme représente les différentes étapes typiques impliquées dans la création d'un système intelligent de détection si la personne est une malade cardiaque ou non, basé sur des attributs du cœur. Il peut être utilisé comme point de départ pour concevoir un système plus spécifique en fonction des besoins et des données disponibles.

III.4.1-Data

Les 14 attributs du cœur font référence aux caractéristiques spécifiques extraites des données recueillies auprès des patients, qui sont utilisées pour construire le modèle de détection si la personne a une maladie cardiaque ou non. Ces attributs incluent des informations telles que l'âge, le sexe, la pression artérielle, le taux de cholestérol, la fréquence cardiaque au repos,

les résultats des tests d'effort, les antécédents familiaux de maladies cardiaques, etc. Ces attributs fournissent des indices quantitatifs sur l'état de santé cardiaque d'un individu et sont utilisés comme entrées pour le système intelligent de détection si la personne est atteinte d'une maladie cardiaque ou non, basé sur l'apprentissage en profondeur.

III.4.2-Préparation des données

La préparation des données consiste à nettoyer et à organiser les données avant de les utiliser pour entraîner le modèle d'apprentissage en profondeur. Cela peut inclure des étapes telles que l'élimination des données manquantes ou incorrectes, la conversion des attributs catégoriels en attributs numériques, la suppression des doublons, etc. L'objectif de cette étape est de garantir que les données d'entrée sont cohérentes, de haute qualité et adaptées à l'entraînement du modèle.

III.4.3-Normalisation

La normalisation est une étape de prétraitement des données qui vise à mettre les différentes caractéristiques à une échelle similaire. Étant donné que les attributs peuvent avoir des échelles différentes (par exemple, l'âge est généralement mesuré en années, tandis que la pression artérielle est mesurée en mm Hg), il est important de normaliser les valeurs afin que le modèle puisse traiter efficacement les données.

III.4.4-Décomposition

La décomposition est une technique utilisée pour diviser l'ensemble de données en ensembles distincts, généralement pour l'entraînement, la validation et les tests du modèle.

- **Train 70%** : Dans cette étape, 70% des données sont utilisées pour entraîner le modèle. Cela signifie que le modèle sera exposé à ces données pour apprendre les schémas et les relations entre les attributs du cœur et si la personne est malade saine.
- **Validation (20%)** : Une partie des données est réservée à des fins de validation. Ces données ne sont pas utilisées pour entraîner le modèle, mais plutôt pour évaluer ses performances pendant le processus d'apprentissage. La validation permet de surveiller la progression du modèle et d'ajuster les hyperparamètres pour optimiser ses performances.
- **Test 10%** : Les données restantes, soit 10% du jeu de données initial, 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.

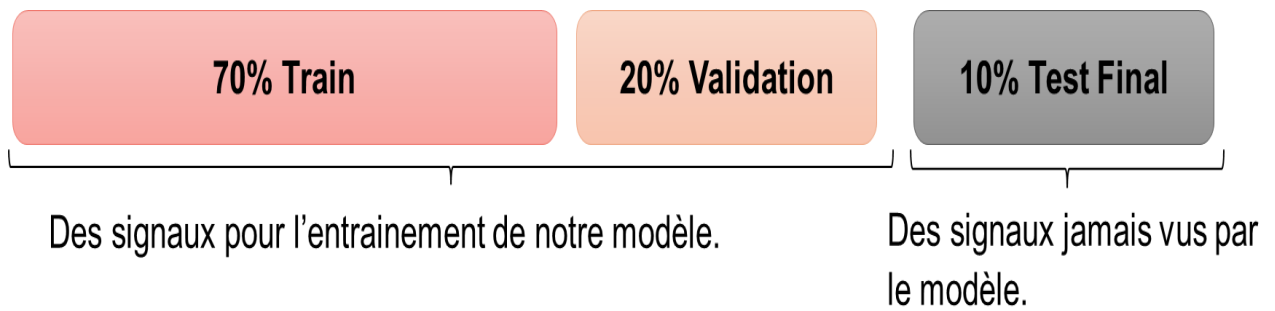


Figure III.7. Décomposition

III.4.5-Tester les signaux qui ne sont pas exploités par notre modèle

Cette étape consiste à évaluer le modèle en utilisant des données qui n'ont pas été utilisées pendant le processus d'entraînement, de validation ou de test. L'objectif est de vérifier si le modèle peut généraliser correctement et détecter la présence ou l'absence de la maladie cardiaque sur de nouveaux signaux qui n'ont pas été utilisés pour son développement.

III.4.6-Modèle d'entraînement

Dans cette étape, les données d'entraînement (70% des données) sont combinées avec l'ensemble de validation. Cela permet d'utiliser une plus grande quantité de données pour entraîner le modèle et d'améliorer potentiellement sa performance.

III.4.7-Le meilleur modèle enregistré

Une fois les différents modèles sont entraînés et évalués, on sélectionne le meilleur modèle en fonction de ses performances sur l'ensemble de test ou d'autres critères définis. Ce modèle est enregistré pour une utilisation future, car il est considéré comme le modèle le plus performant parmi ceux qui ont été évalués.

Le meilleur modèle enregistré peut être utilisé dans des applications ou des systèmes pour fournir une détection de l'anomalie basée sur les attributs du cœur.

III.5-Modèle Proposé

Le modèle proposé fait référence à l'architecture choisie pour construire le système intelligent de détection, basé sur l'apprentissage en profondeur. Il existe différentes architectures de modèles pouvant être utilisées, et dans ce cas, trois architectures spécifiques sont mentionnées : l'architecture ANN, l'architecture LSTM et la compilation du modèle.

III.5.1-Architecture ANN

Dans le contexte de la détection des maladies cardiaques, l'architecture ANN (**Figure III.8**) utilise pour apprendre les schémas et les relations entre les attributs du cœur et les

maladies cardiaques. Le modèle ANN est composée de couches d'entrée, de couches cachées et de couches de sortie. Chaque couche est composée de neurones qui effectuent des calculs et des transformations sur les données d'entrée pour produire une sortie. L'architecture ANN est souvent utilisée pour des tâches de classification, ce qui en fait un choix approprié pour notre détection.

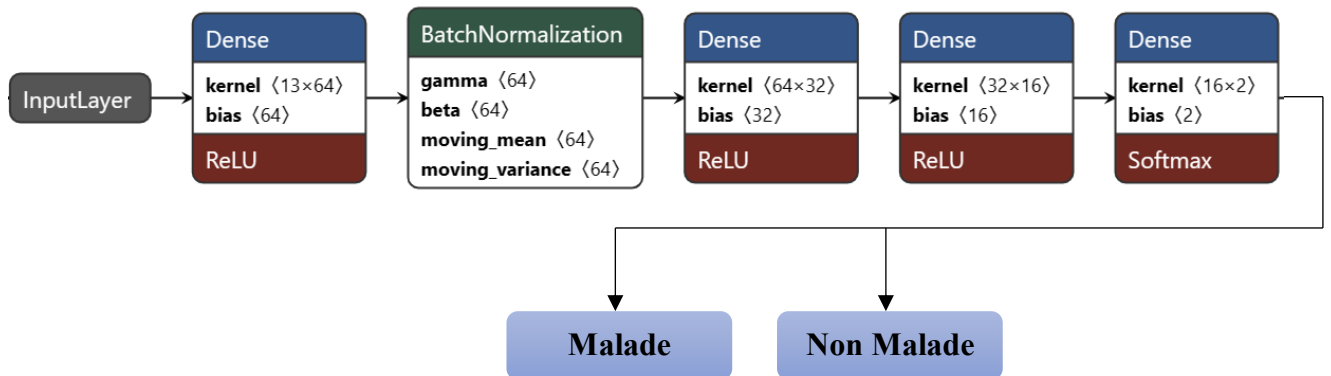


Figure III. 253. Architecture ANN
Proposé

III.5.2-Architecture LSTM

Dans le contexte de la détection si la personne à une maladies cardiaques ou non, l'architecture LSTM (Figure III.9) utilise pour capturer les dépendances temporelles et les relations complexes entre les attributs du cœur. Contrairement aux réseaux de neurones traditionnels, les LSTM ont la capacité de mémoriser des informations à long terme, ce qui est bénéfique pour la modélisation des séquences de données. L'architecture LSTM est capable de traiter efficacement les séquences de données et d'extraire des motifs significatifs pour la détection des maladies cardiaques.

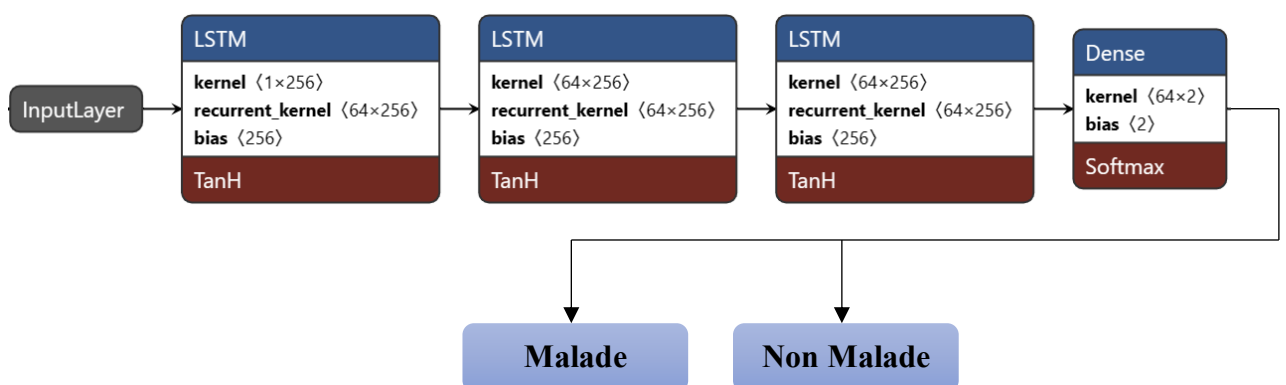


Figure III. 332. Architecture LSTM
Proposé

III.5.3-Compiler

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

- **Loss (fonction de perte) :** Il s'agit d'une fonction utilisée par le modèle pour minimiser les erreurs. Nous avons choisi la fonction "binary_crossentropy" car nous effectuons une classification binaire (2 classes).
- **Optimizer (optimiseur) :** Nous avons utilisé l'optimiseur stochastique "Adam" car il donne des très bons résultats en comparant avec d'autres optimizers comme SGD, RMSProp et Adagrad.
- **Metrics (métriques) :** Dans le cas d'un problème de classification, nous évaluons la performance du modèle en utilisant `metrics=['accuracy']`. Qui mesure le taux de classification correcte.

III.6-Evaluation des Résultats

Après avoir entraîné le modèle proposé, plusieurs métriques et résultats peuvent être obtenus pour évaluer ses performances dans la détection des maladies cardiaques. Voici quelques-uns des résultats du meilleur architecture (LSTM) qui nous a donné les meilleurs résultats et le plus rapide :

III.6.1-Graphe Précision et pertes

Un graphe de précision et de pertes est généralement tracé pendant le processus d'entraînement pour visualiser les performances du modèle au fil du temps. Le graphe de précision montre comment la précision du modèle évolue au fur et à mesure de l'entraînement, tandis que le graphe de pertes montre comment la fonction de perte diminue. L'objectif est d'obtenir une précision élevée et des pertes minimales, ce qui indiquerait que le modèle est capable de bien généraliser et de faire des prédictions précises sur de nouvelles données.

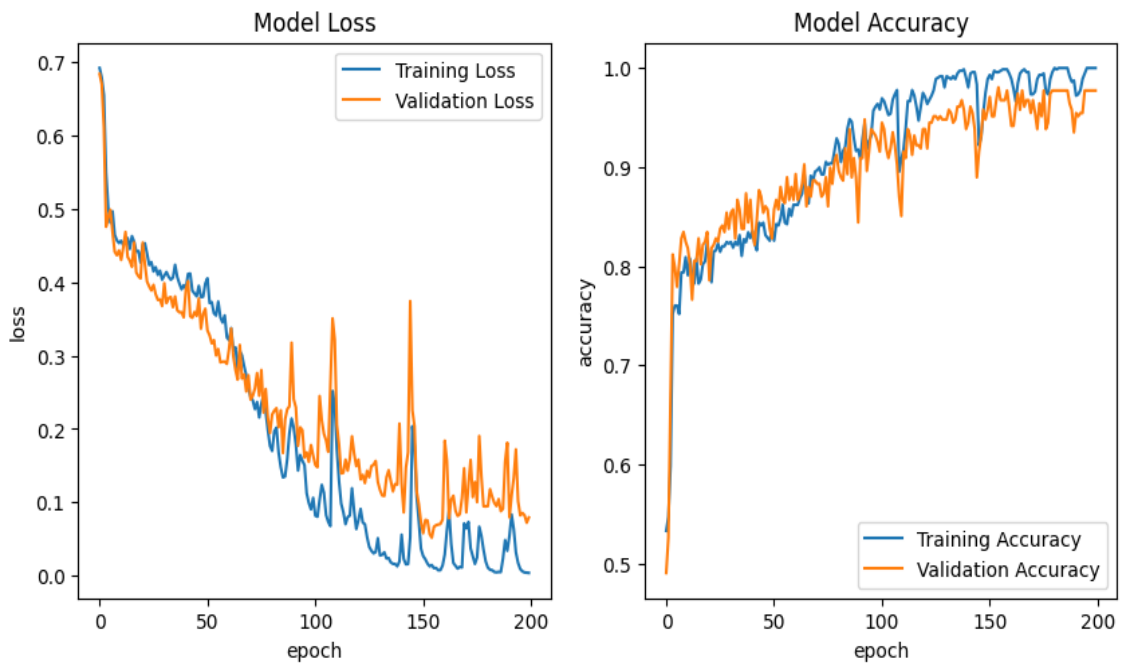


Figure III. 348. Graphe de précision et des

III.6.2-Rapport de classification

Tableau III.3 . Rapport de Classification

	Precision	Recall	F1-score	Support
0	0.98	0.98	0.98	151
1	0.98	0.98	0.98	157
Accuracy			0.98	308
Macro avg	0.98	0.98	0.98	308
weighted avg	0.98	0.98	0.98	308

Le rapport de classification fournit des informations détaillées sur les performances du modèle pour chaque classe de maladie cardiaque. Chaque classe est identifiée par un numéro, où 0 et 1 sont les deux classes mentionnées dans **Le tableau III.3**. Voici ce que signifient les différentes mesures dans le rapport de classification :

- Précision (Precision) :** La précision mesure la proportion de prédictions positives correctes parmi toutes les prédictions positives faites par le modèle. Dans le rapport de classification, la précision pour la classe 0 est de 0.98, ce qui signifie que le modèle a correctement prédit 98% des cas positifs pour cette classe. De même, la précision pour la classe 1 est également de 0.98, ce qui indique que le modèle a correctement prédit 98% des cas positifs pour cette classe.

- **Recall (Rappel) :** Le rappel, également appelé taux de vrais positifs ou sensibilité, mesure la proportion de vrais positifs prédits parmi tous les cas réels positifs. Dans le rapport de classification, le rappel pour la classe 0 est de 0.98, ce qui indique que le modèle a identifié correctement 98% des cas réels positifs pour cette classe. De même, le rappel pour la classe 1 est également de 0.98, ce qui signifie que le modèle a identifié correctement 98% des cas réels positifs pour cette classe.
- **F1-Score :** Le F1-score est une mesure qui combine la précision et le rappel en une seule valeur. Il est calculé à partir de la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Dans le rapport de classification, le F1-score pour la classe 0 est de 0.98, ce qui indique un bon équilibre entre la précision et le rappel pour cette classe. De même, le F1-score pour la classe 1 est également de 0.98.
- **Support :** Le support représente le nombre total d'échantillons dans chaque classe. Dans le rapport de classification, la classe 0 a un support de 151, ce qui signifie qu'il y a 151 échantillons dans cette classe. De même, la classe 1 a un support de 157, ce qui indique qu'il y a 157 échantillons dans cette classe.

En résumé, les résultats du rapport de classification indiquent une précision élevée, un rappel élevé, un F1-score élevé et des supports équilibrés pour les deux classes. Cela suggère que le modèle est capable de prédire avec précision les maladies cardiaques pour les classes 0 et 1, avec des performances similaires pour les deux classes. L'accuracy globale du modèle est également de 0.98, ce qui indique une bonne performance globale du modèle dans la détection des maladies cardiaques.

III.6.3-Matrice de confusion

La matrice de confusion est une représentation tabulaire qui permet de visualiser les performances du modèle en termes de prédictions correctes et incorrectes pour chaque classe. Voici une explication des résultats de la matrice de confusion :

- **True label (Vraie étiquette) :** Cela représente les étiquettes réelles ou les classes auxquelles appartiennent les échantillons. Dans **la figure III.11**, les deux classes sont "Normal" et "Abnormal" (Anormal).
- **Predicted label (Étiquette prédite) :** Cela représente les étiquettes prédites par le modèle pour chaque échantillon. Les valeurs de la matrice de confusion indiquent la probabilité que le modèle attribue à chaque échantillon d'appartenir à une certaine classe.

L'interprétation des résultats de la matrice de confusion :

Pour les échantillons réels qui sont de la classe "Normal" :

- 98% des échantillons réels de la classe "Normal" ont été correctement prédits comme "Normal".
- 2% des échantillons réels de la classe "Normal" ont été prédits incorrectement comme "Abnormal".

Pour les échantillons réels qui sont de la classe "Abnormal" (Anormal) :

- 98% des échantillons réels de la classe "Abnormal" ont été correctement prédits comme "Abnormal".
- 2% des échantillons réels de la classe "Abnormal" ont été prédits incorrectement comme "Normal".

En résumé, les résultats de la matrice de confusion indiquent que le modèle a une performance élevée pour prédire correctement les échantillons des deux classes. La plupart des échantillons sont correctement classés, avec seulement une petite proportion d'erreurs de prédiction. La matrice de confusion permet d'évaluer la capacité du modèle à distinguer entre les classes "Normal" et "Abnormal" dans la détection des maladies cardiaques.

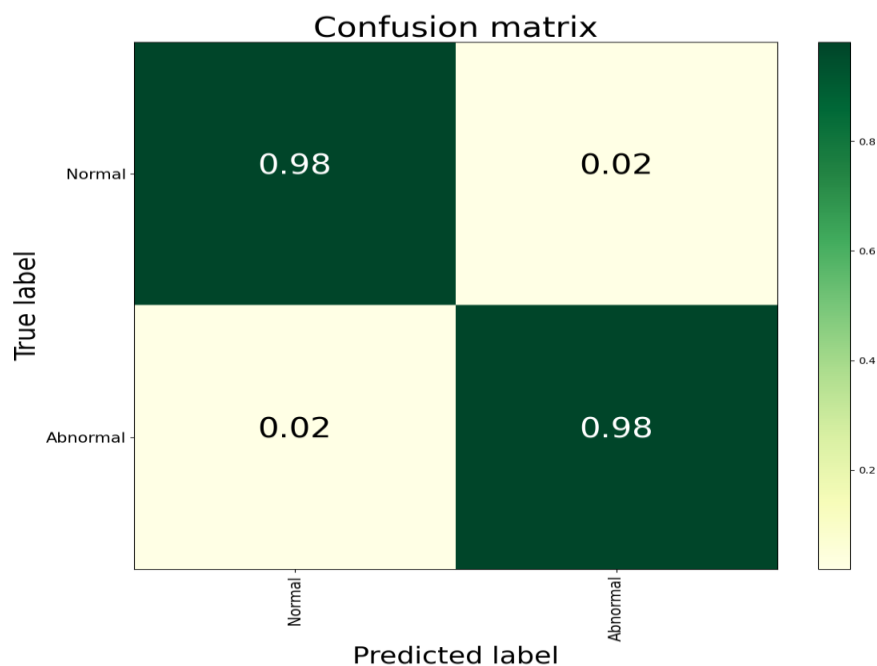


Figure III. 413. Matrice de confusion

III.6.4-Les résultats des meilleurs modèles

Description : les détails supplémentaires sur les résultats du meilleur modèle d'ANN et LSTM dans le Tableau III-4.

Tableau III.4 : Résultats du meilleur modèle d'ANN et LSTM

	ANN		LSTM	
Train	Précision	92%	Précision	100%
	Pertes	0.3	Pertes	0.005
Validation	Précision	90%	Précision	98%
	Pertes	0.4	Pertes	0.09

III.6.4.1-Pour le modèle ANN

- **Précision du modèle sur l'ensemble d'entraînement : 92%** : La précision de 92% sur l'ensemble d'entraînement signifie que le modèle a correctement prédit 92% des échantillons d'entraînement. Cela indique une performance solide du modèle pour apprendre à partir des données d'entraînement.
- **Pertes du modèle sur l'ensemble d'entraînement : 0.3** : La valeur des pertes de 0.3 sur l'ensemble d'entraînement indique à quel point les prédictions du modèle sont proches des valeurs réelles. Des pertes plus faibles indiquent que le modèle est en mesure de bien ajuster ses prédictions aux données d'entraînement.
- **Précision du modèle sur l'ensemble de validation : 90%** : La précision de 90% sur l'ensemble de validation signifie que le modèle a correctement prédit 90% des échantillons de validation. Cela indique une bonne capacité du modèle à généraliser ses prédictions sur de nouvelles données.
- **Pertes du modèle sur l'ensemble de validation : 0.4** : Les pertes de 0.4 sur l'ensemble de validation indiquent l'écart moyen entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles dans cet ensemble. Des pertes plus faibles indiquent une meilleure adéquation du modèle aux données de validation.

III.6.4.2-Pour le modèle LSTM

- **Précision du modèle sur l'ensemble d'entraînement : 100%** : Une précision de 100% sur l'ensemble d'entraînement indique que le modèle LSTM a correctement prédit tous les échantillons d'entraînement. Cela suggère une capacité exceptionnelle du modèle à apprendre les motifs et les caractéristiques des données d'entraînement.
- **Pertes du modèle sur l'ensemble d'entraînement : 0.005** : Les pertes très faibles de 0.005 sur l'ensemble d'entraînement indiquent une excellente adéquation du modèle aux données d'entraînement. Cela signifie que les prédictions du modèle sont extrêmement proches des valeurs réelles dans cet ensemble.

- **Précision du modèle sur l'ensemble de validation : 98%** : Une précision de 98% sur l'ensemble de validation indique que le modèle a correctement prédit 98% des échantillons de validation. Cela montre une capacité élevée du modèle LSTM à généraliser ses prédictions sur de nouvelles données.
- **Pertes du modèle sur l'ensemble de validation : 0.09** : Les pertes de 0.09 sur l'ensemble de validation indiquent un écart moyen entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles dans cet ensemble. Bien que légèrement plus élevées que les pertes d'entraînement, elles restent relativement faibles et indiquent une bonne adéquation du modèle aux données de validation.

En résumé, le modèle LSTM a obtenu des performances légèrement supérieures à celles du modèle ANN, avec une précision plus élevée sur les ensembles d'entraînement et de validation, ainsi que des pertes plus faibles. Cela suggère que le modèle LSTM a une meilleure capacité à apprendre les relations complexes et les dépendances à long terme dans les données de détection des maladies cardiaques.

III.7-Test Finale

Dans cette partie nous utilisons les instances de test final qui ne sont pas exploitées ultérieurement par notre modèle sauvegardé d'LSTM.

Pour tester le modèle des résultats précédents, nous avons chargé notre modèle.

Après la phase de chargement des instances de test et la préparation ensuite le chargement de notre propre modèle LSTM, nous utilisons la commande « modèle.predict » pour classifier les signaux . Les résultats de cette prédiction sont donnés dans la figure III-12.

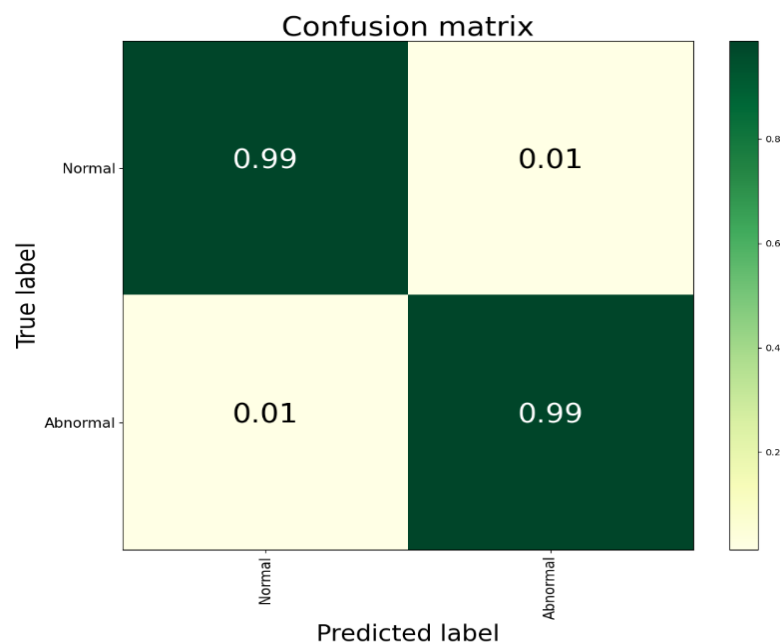


Figure III. 444. Matrice de confusion de test

La figure III.15 représente les résultats de classification des instances des deux classes utilisées par des instances (de test finale) non exploitées ultérieurement par notre modèle LSTM. D'après cette matrice on remarque qu'il y a un problème dans la classification des instances de la 1^{ère} classe (Non malade « Normal ») qui sont mal classé comme en tant que 2^{ème} classe, à cause de la similarité entre les instances des deux classes. Nous avons estimé la précision, les pertes de test et le temps de prédiction, les résultats obtenus sont les suivants (voir Tableau III.5) :

Tableau III.5 : Résultats obtenus du test finale

	Précision	Pertes	Temps de prédictions
Résultats	98.7%	0.09	87 ms

III.8-Conclusion

le chapitre III a permis de passer de la théorie à la pratique en développant un système intelligent de détection des maladies cardiaques. Les détails sur la base de données, le matériel, les logiciels, l'architecture du système et les résultats obtenus ont été présentés de manière exhaustive. Ce chapitre joue un rôle essentiel dans la validation du système et démontre son potentiel pour aider à diagnostiquer et à détecter les maladies cardiaques de manière efficace et précise.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Dans cette étude, nous avons examiné en détail le cœur humain et les principes de l'intelligence artificielle et du Deep Learning pour le développement d'un système intelligent de détection des maladies cardiaques.

Dans le premier chapitre, nous avons exploré les généralités sur le cœur humain, en mettant l'accent sur l'anatomie et la structure du cœur, les surfaces cardiaques, le cycle cardiaque, la systole et la diastole, le fonctionnement du cœur, les valves cardiaques, la vascularisation du cœur, l'activité électrique du cœur, les maladies cardiovasculaires, ainsi que leurs causes et les facteurs de risque associés. Cette compréhension approfondie du cœur humain constitue une base solide pour la détection et la compréhension des maladies cardiaques.

Le deuxième chapitre a introduit les concepts clés de l'intelligence artificielle et du Deep Learning. Nous avons exploré l'intelligence artificielle en général, ainsi que les différents types d'apprentissage automatique tels que l'apprentissage supervisé, non supervisé et par renforcement. Nous avons ensuite approfondi les réseaux neurones, en expliquant le neurone biologique et le neurone artificiel, ainsi que l'architecture des réseaux neuronaux artificiels. Nous avons également examiné les fonctions d'activation couramment utilisées dans les réseaux neuronaux. Enfin, nous avons introduit le Deep Learning et ses applications dans la détection des maladies cardiaques.

Dans le dernier chapitre, nous avons présenté les bases de données utilisées dans l'étude, ainsi que le matériel et les bibliothèques logicielles utilisées pour le développement du système. Nous avons proposé un système spécifique de détection des maladies cardiaques, en mettant en évidence les architectures de l'ANN et de l'LSTM. Nous avons également présenté les résultats obtenus, notamment les graphiques de précision et de pertes, les rapports de classification et les matrices de confusion. Enfin, nous avons réalisé un test final pour évaluer les performances du système.

En conclusion, cette étude a démontré l'importance de l'intelligence artificielle et du Deep Learning dans la détection et la prédiction des maladies cardiaques. En combinant les connaissances sur le cœur humain avec les techniques avancées de l'intelligence artificielle, il est possible d'améliorer considérablement le diagnostic des maladies cardiovasculaires. Cependant, il est important de noter que ce système ne remplace pas les professionnels de la santé, mais peut les assister dans leurs tâches diagnostiques. L'application de l'intelligence artificielle dans le domaine médical ouvre la voie à de nouvelles possibilités et à des avancées significatives dans la détection précoce et la prise en charge des maladies cardiaques.

Bibliographies

Bibliographie

- Abraham, A. (2005). "Nature and scope of AI techniques." Handbook of measuring system design.
- Abubakar, A., et al. (2021). "Review of Artificial Intelligence-Based Failure Detection and Diagnosis Methods for Solar Photovoltaic Systems." Machines **9**(12): 328.
- Azmeen, A., et al. (2023). "Heart sounds: Past, present, and future from a technological and clinical perspective—a systematic review." Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine: 09544119231172858.
- Berkani, M. R. A., et al. (2022). "Etude et implémentation d'un système connecté intelligent pour la surveillance de l'état de santé des patients souffrant d'arythmie cardiaque."
- Bessrou, H., et al. (2023). "Particularités de prise en charge chirurgicale des tumeurs de l'apex pulmonaire: à propos de 12 cas." Revue des Maladies Respiratoires Actualités **15**(1): 87-88.
- Brun, F., et al. (2021). Data science pour l'agriculture et l'environnement - Méthodes et applications avec R et Python, Editions Ellipses.
- Carillion, A. (2023). "Que faire chez un patient porteur d'un stimulateur ou d'un défibrillateurs cardiaque qui doit être opéré?" Le Praticien en Anesthésie Réanimation.
- Clevert, D.-A., et al. (2015). "Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (elus)." arXiv preprint arXiv:1511.07289.
- DANDAN, R. "Intégration de données guidée par une ontologie."
- de Carvalho, C. D., et al. (2023). "Recovery in normobaric hypoxia as an additional stimulus for high-intensity intermittent training." Science & Sports.
- De Pharmacie Clinique, A. N. D. E. and F. Gimenez (2011). Pharmacie clinique et thérapeutique, Elsevier Health Sciences France.
- DeBakey, M. E., et al. (2000). Le coeur en action, Sanofi-Synthélabo.
- Diakité, M. S. (2023). "Bilan de l'épreuve d'effort au Cabinet Médical TOUCAM de Kati."
- Dubois, R. (2004). "Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie." These de Doctorat de l'Universite Pierre et Marie Curie.
- Etienne, C. (2019). Apprentissage profond appliqué à la reconnaissance des émotions dans la voix, Université Paris Saclay (COMUE).
- Foba, I., et al. (2023). "ÉVALUATION DES FACTEURS DE RISQUE CARDIOVASCULAIRE CHEZ LES TRAVAILLEURS D'UNE INDUSTRIE ALIMENTAIRE AU MALI." Mali Médical **38**(1).
- Géron, A. (2022). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, " O'Reilly Media, Inc."
- Gilard, M. (2023). "Le réducteur de sinus: un traitement pour l'angor réfractaire." Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine.
- HAMED AICHA, H. I. "OpenCV Social Distancing Detector."

Bibliographie

Janosi, A., et al. (1988). "Heart disease dataset." UCI Machine Learning Repository, <https://doi.org/10.24432/C52P4X>.

Judge, T. "ESTIMATION D'INCERTITUDE DE SEGMENTATION CARDIAQUE PAR APPRENTISSAGE PROFOND."

Keras "Keras." <https://keras.io/>, vue le 10/06/2023.

KIYINDOU, A., et al. "11 | 2022 Intelligence artificielle et innovation sociale."

learn, S. "Scikit learn." <https://scikit-learn.org>, vue le 10/06/2023.

Maas, A. L., et al. (2013). Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models. Proc. icml, Atlanta, Georgia, USA.

MacIntyre, I., et al. (2023). "Le paracétamol a-t-il un effet sur la tension artérielle des personnes atteintes d'hypertension?" Minerva **22**(2): 24-27.

Matplotlib "Matplotlib." <https://matplotlib.org/>, vue 10/06/2023.

Mehrez, A., et al. (2023). Impact de l'auto surveillance glycémique sur l'équilibre du diabète et ses facteurs associés. Annales d'Endocrinologie, Elsevier.

Mohamed, B. A. A., et al. (2023). Corrélation entre les changements des mesures électrocardiographiques et échocardiographiques et la nature du sport pratiqué. Annales de Cardiologie et d'Angéiologie, Elsevier.

NDIAYE, N. C. "DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ HENRI POINCARÉ."

Ophrys, É. É. (2023). "Les livres."

oussaid Ouenza, M. and A. Ali (2017). Réalisation d'un stéthoscope électronique à base d'un Microcontrôleur et un afficheur électronique, Université Mouloud Mammeri.

Patterson, J. and A. Gibson (2017). Deep learning: A practitioner's approach, " O'Reilly Media, Inc."

Raba, A. (2015). Modélisation et Simulation des réponses électriques de cellules solaires organiques, université de Strasbourg.

Salonikides, N. Variations physiologiques et pathologiques du débit cardiaque et du volume sanguin central, mesurés par la méthode de Stewart-Hamilton T. 1824), chez l'homme et l'animal d'expérimentation, Thèse (Bruxelles 1958).

Samir, C., et al. (2021). Informatique: Découverte du Machine Learning: Les outils de l'apprentissage automatique. Informatique, Édition Marketing Ellipses.

Sarma, H. K. D., et al. (2022). Machine Learning in Information and Communication Technology: Proceedings of ICICT 2021, SMIT, Springer Nature Singapore.

Sayin, H. (2017). Balance sympatho-vagale chez le rat éveillé: méthodes d'étude et application à la fibrillation atriale, Université de Lyon.

Bibliographie

SEKKIL, H. M. and M. MEBROUKI (2021). L'utilisation de l'IA dans les systèmes embarqués pour le développement des options automatiques des voitures intelligentes, Directeur: M. MEGNAFI Hichem/Co-Directeur: Melle. Imane NEDAJR.

Tensorflow "Tensorflow." www.tensorflow.org, vue le 10/06/2023.

Tortora, G. J. and B. Derrickson (2018). Anatomie et physiologie, De Boeck supérieur.

Verret, N., et al. (2020). Maladies cardiovasculaires: 21 jours de menus, Modus vivendi.