

18 REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE

L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR



ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE UNIVERSITE 20 AOÛT 1955 SKIKDA



DEPARTEMENT INFORMATIQUE

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme
Master Académique -Option : Réseaux et Systèmes Distribués(RSD)

Thème

Systeme de classification des signaux d'ECG

Réalisé par :

DAIBOUNE SAHEL Imane
GHARSALLAH Ikhlas

Encadré par :

Mr. BENOUDINA Lezhar

Juin 2025

Remerciements

Avant tout, nous remercierons ALLAH Tout-puissant de nous avoir donnés la force, le courage, la volonté et la patience pour achever ce projet de fin d'études.

Ensuite, nous remercierons vivement notre encadreur Monsieur BENOUDINA Lezhar qui nous a accueillis avec une extrême bienveillance et dont la disponibilité est surtout les judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter notre réflexion et à confier ce travail.

Nous tenons aussi à remercier les membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail et de nous honorer de leur présence.

Tous les enseignants du département d'informatique de l'Université du 20 août 1955 de SKIKDA, qui ont assisté à nos débuts, pour leurs précieux conseils.

Nous remercions également tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin dans la réalisation de notre mémoire.

MERCI BEAUCOUP

Dédicace

Je commence par remercier Dieu tout-puissant.

C'est avec un grand plaisir que je dédie ce modeste travail, fruit de mes études, et j'exprime ma profonde gratitude à tous mes parents et proches.

Je commence par mon père, **Gharsallah Moussa**, qui m'a montré la bonne voie en me rappelant toujours que seul le travail paie.

À ma mère, **Aoued Hania**, pour la bonne éducation que j'ai reçue d'elle. Vous m'avez donné la vie, vous m'avez vu grandir et vous vous êtes sacrifiés pour moi chaque jour.

À mes chers frères et sœurs : **Aymen, Adem, Amira, Ihcene**, pour leur soutien et leur amour.

À mes chers neveux : **Anis, Acil, Céline** et **Ayla**.

À tous les membres des familles **Gharsallah** et **Aoued** : tantes, oncles, cousins, cousines, qui m'ont soutenu dans mes efforts au cours de ces longues années d'études.

Je remercie également mon binôme **Daiboune Sahel Imane** ainsi que tous ceux qui m'ont aidé dans ce travail.

À mes chères meilleures amies **Lina, Rofia, Nada** et **Aya** pour leurs encouragements et leur soutien.

À tous ceux qui ont été à mes côtés.

Je vous aime...



GHARSALLAH Ikhlas

Dédicace

Je dédie ce mémoire

À mon cher père *DAIBOUN SAHEL Abderrezak,*

À ma chère mère *MAAR Barika,*

Pour leur amour inconditionnel, leur patience infinie, **leur sagesse** et les sacrifices silencieux qu'ils ont faits pour m'ouvrir la voie. Leur tendresse et leur force sont les racines de tout ce que je suis aujourd'hui.

À mes frères bien-aimés *Housseem, Fawzi et Aymen,*

Pour leur présence, leurs conseils et tous les beaux moments partagés.

À ce joyau de notre famille, *Mohamed Amine,*

Source infinie de tendresse et de lumière dans nos vies, **notre petit prince.**

À ma belle-sœur *Dalya,*

pour sa douceur et sa bienveillance.

À toute ma famille, notamment mes tantes, oncles et proches,

Pour leur amour, leurs bénédictions sincères et leur soutien tout au long de mon chemin.

À mon cher binôme *GHARSALLAH Ikhlas,*

pour son sérieux, sa patience et sa collaboration tout au long de cette belle aventure.

À mes meilleures amies, *Ikhlas et Rofia,*

Pour leur amitié sincère, leur écoute et leur soutien fidèle tout au long de ce parcours.

Sans oublier tous les enseignants, du primaire à l'université, qui ont contribué à ma formation avec dévouement et passion.



DAIBOUN SAHEL Imane

Résumé

Ce mémoire présente une étude approfondie sur la classification des signaux ECG en s'appuyant sur l'intelligence artificielle, et plus particulièrement sur l'utilisation d'un réseau de neurones multicouches (MLP). La base de données MIT-BIH a été exploitée pour entraîner et évaluer le modèle, en vue de distinguer les différents types de battements cardiaques. Les résultats expérimentaux démontrent la capacité du MLP à classifier efficacement les signaux ECG, mettant en évidence son potentiel pour un dépistage précoce et fiable des anomalies cardiaques. Cette recherche contribue ainsi à l'avancement des outils d'aide au diagnostic en cardiologie et à l'amélioration des soins cardiovasculaires.

Mots clés :

ECG, Intelligences artificielles, MLP, classification

Abstract

This thesis presents an in-depth study on the classification of ECG signals using artificial intelligence, specifically through the application of a Multi-Layer Perceptron (MLP) neural network. The MIT-BIH database was utilized to train and evaluate the model in order to distinguish between different types of heartbeats. The experimental results demonstrate the ability of the MLP to effectively classify ECG signals, highlighting its potential for early and reliable detection of cardiac abnormalities. This research contributes to the advancement of diagnostic tools in cardiology and the improvement of cardiovascular healthcare.

Keywords:

ECG, Artificial Intelligence, MLP, Classification

الملخص

يقدم هذا البحث دراسة معمقة حول تصنيف إشارات تخطيط القلب الكهربائي (ECG) باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي، وبشكل خاص من خلال توظيف الشبكات العصبية متعددة الطبقات (MLP). تم الاعتماد على قاعدة بيانات MIT-BIH لتدريب النموذج وتقييم أدائه في التمييز بين أنواع مختلفة من نبضات القلب. أظهرت النتائج التجريبية قدرة شبكة MLP على تصنيف إشارات ECG بكفاءة، مما يبرز إمكانياتها في الكشف المبكر والدقيق عن اضطرابات القلب. وتساهم هذه الدراسة في تطوير أدوات مساعدة في التشخيص الطبي وتحسين الرعاية الصحية القلبية.

الكلمات المفتاحية:

تخطيط القلب (ECG)، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية MLP، التصنيف

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Le cœur &L'électrocaraphie	
1. Introduction.....	3
2. Anatomie du cœur.....	3
3. Fonction du cœur.....	4
3.1 Activité électrique du cœur.....	4
3.2 Activité mécanique.....	5
4. Electrocardiographie (ECG).....	6
4.1 Électrodes et dérivations de l'électrocardiogramme.....	6
5. L'Electrocardiogramme ECG.....	8
6. Interprétation et lecture de l'ECG.....	13
7. Conclusion.....	14
Chapitre II: Réseaux de neurones artificiels	
1. Introduction.....	15
2. Historique.....	15
3. Neurone biologique.....	16
4. Neurone mathématique.....	17
5. Les réseaux de neurones artificiels(RNA).....	18
6. Les fonctions d'activation.....	18
6.1 La fonction Sigmoidé.....	19
6.2 La fonction ReLu.....	19
6.3 Fonction Softmax.....	20
6.4 La fonction Tanh (Hyperbolic Tangent Function).....	21
7. Architecture des réseaux de neurones.....	22
7.1 Les réseaux de neurones bouclés (récurrents).....	22
7.2 Les réseaux de neurones non récurrents (ou feedforward).....	23
8. Les Réseaux de neurones Multicouches (MLP).....	24
9. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones.....	26
10. L'algorithme de la rétro-propagation du gradient.....	27
11. Conclusion.....	28
Chapitre III : Analyse et Conception	
1. Introduction.....	29
2. Définition du langage UML.....	29
2.1. Le diagramme de classe.....	29

3.	Architecture générale du système	31
4.	Le réseau de neurones utilisé dans notre travail	32
5.	Conception	33
5.1.	Diagramme de cas utilisation.....	33
5.2.	Diagramme de séquence.....	34
6.	La base de données d'apprentissage (Dataset)	37
6.1.	Définition d'un dataset (jeu de données).....	37
6.2.	Rôle d'un dataset dans l'apprentissage automatique (application à l'ECG)	37
6.3.	Structure d'un dataset ECG :.....	38
6.4.	Types de datasets ECG.....	38
7.	Les catégories de maladies traité	39
8.	Conclusion	40
Chapitre IV : Réalisation et Implémentation		
1.	Introduction.....	41
2.	Outils logiciels	41
2.1.	Environnement	41
2.2.	Bibliothèques utilisées.....	43
2.3.	Framework.....	44
2.4.	Langages de programmation	45
2.5.	Interface en ligne de commande.....	46
3.	Résultats et analyse.....	47
4.	Interfaces de l'application.....	48
4.1.	Page d'accueil.....	48
4.2.	Page d'inscription.....	48
4.3.	Page d'authentification.....	49
4.4.	Page de chargement du signal ECG	49
4.5.	Page de l'historique	52
5.	Conclusion	52
CONCLUSION ET PERSPECTIVES		53

Liste des figures

Figure 1 : Anatomie du cœur.....	4
Figure 2 : Activité électrique du cœur.....	5
Figure 3 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.....	7
Figure 4 : Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres augmentés.....	7
Figure 5 : Dérivations précordiales unipolaires.....	8
Figure 6 : Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographie par différentes ondes P, QRS, T.....	9
Figure 7 : Tracé ECG.....	9
Figure 8 : Onde P.....	10
Figure 9 : Intervalle PR.....	10
Figure 10 : Complexe QRS.....	11
Figure 11 : Segment ST et point J.....	12
Figure 12 : Onde T.....	12
Figure 13 : Onde U.....	12
Figure 14 : Intervalle RR.....	13
Figure 15 : Intervalle QT.....	13
Figure 16 : Neurone biologique.....	17
Figure 17 : Neurone artificiel.....	17
Figure 18 : Les réseaux de neurones artificiel.....	18
Figure 19 : Représentation graphique de la fonction Sigmoidale.....	19
Figure 20 : Représentation graphique de la fonction Relu.....	20
Figure 21 : Représentation graphique de la fonction tanh.....	21
Figure 22 : Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones [26].....	22
Figure 23 : Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé.....	22
Figure 24 : Représentation fonctionnelle des réseaux de neurones non bouclés.....	23
Figure 25 : Perceptron de Rosenblatt [25].....	24
Figure 26 : Perceptron multicouche [25].....	24
Figure 27 : structure d'un réseau perceptron multicouches.....	25
Figure 28 : l'apprentissage supervisé [30].....	26
Figure 29 : Le mode non-supervisé [30].....	27
Figure 30 : UML Logo [34].....	29
Figure 31 : Diagramme de classe pour le système.....	30
Figure 32 : Architecture globale du système.....	31
Figure 33: Les étapes du déroulement du système de classification des signaux ECG.....	31
Figure 34 : Exemple d'un réseau de neurones utilisé.....	33
Figure 35 : Diagramme de cas utilisation.....	34
Figure 36:Diagramme de séquence « partie inscription ».....	34
Figure 37:Diagramme de séquence « Partie Authentification».....	35
Figure 38: Diagramme de séquence « Partie charger le signal ECG ».....	35
Figure 39: Diagramme de séquence« Partie extraction».....	36
Figure 40:Diagramme de séquence «Partie classer le signal ECG».....	36
Figure 41 :Logo Eclipse.....	41

Figure 42 : Logo Visual Studio Code	42
Figure 43 : Anaconda Navigator.....	42
Figure 44 : Logo Jupyter.....	42
Figure 45: logo XAMPP	43
Figure 46 : Logo numpy	43
Figure 47: Logo matplotlib.....	44
Figure 48: Logo scikit-learn	44
Figure 49 : Logo TensorFlow	44
Figure 50 : Logo Keras	45
Figure 51: Logo Java FX	45
Figure 52 : Logo python	46
Figure 53 : Logo Java	46
Figure 54 : Logo Anaconda Prompt	47
Figure 55 : Page d'accueil	48
Figure 56 : Page d'inscription	48
Figure 57:Page d'authentification.....	49
Figure 58:Page de chargement du signal ECG	49
Figure 59:Page de présentation d'un résultat normal	50
Figure 60:Page présentant une fibrillation auriculaire.....	50
Figure 61:Page présentant un infarctus du myocarde.....	51
Figure 62:Page présentant un autre cas de maladie	51
Figure 63:Page de l'historique.....	52

Liste des tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques des signaux ECG et objectifs de modélisation pour différents cas cliniques	40
Tableau 2 : Performance de l'évaluation du modèle	47

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Ces dernières années, l'intelligence artificielle a connu un développement rapide et a été largement utilisée pour automatiser et simplifier plusieurs domaines de la vie quotidienne. Dans ce travail, nous nous intéressons à l'une des techniques les plus répandues dans ce domaine : les réseaux de neurones artificiels. L'objectif est d'exploiter cette méthode pour détecter les arythmies à partir des signaux ECG (électrocardiogrammes).

Plus précisément, nous avons adopté une approche en deux étapes : l'extraction des caractéristiques du signal, suivie de sa classification. Pour cela, nous avons utilisé une modélisation du signal ECG à l'aide d'une analyse autorégressive (AR), en nous basant sur les coefficients extraits comme des paramètres représentatifs. Cette méthode présente l'avantage d'être simple et adaptée aux besoins de diagnostic en temps réel, notamment dans les unités de soins intensifs ou en surveillance mobile.

Plusieurs classificateurs ont été appliqués dans le domaine du diagnostic ECG, parmi lesquels le réseau de neurones artificiels (ANN) figure parmi les plus couramment utilisés. À partir du signal ECG, il est possible d'extraire des informations clés, notamment les durées et les formes des différentes ondes, qui peuvent indiquer certaines anomalies cardiaques.

Toutefois, l'identification manuelle de ces ondes et la classification des battements cardiaques restent des tâches complexes et chronophages, surtout dans le cadre d'analyses de longues durées comme celles effectuées avec l'enregistrement Holter ou dans les services de soins intensifs.

Ainsi, le développement de systèmes automatiques d'analyse des signaux ECG s'avère essentiel pour aider les médecins à poser un diagnostic rapide et fiable, surtout face au nombre croissant de patients nécessitant une surveillance continue. Plusieurs solutions ont été proposées dans ce sens, en combinant efficacité, précision, évolutivité et stabilité.

De manière générale, ces approches se structurent en deux étapes principales : la caractérisation du signal ECG, puis sa classification. L'objectif principal de ce travail est donc de classer les signaux ECG en deux catégories : rythmiques et arythmiques. Ce projet est structuré en quatre parties.

Le premier chapitre consiste en l'anatomie du cœur, ses activités, l'électrocardiographie et ses ondes (L'électrocardiogramme ECG).

Dans Le deuxième chapitre, nous avons présenté quelques informations sur les réseaux de neurones artificiels et nous avons consacré notre temps à expliquer le réseau MLP, qui est la base de notre travail, son architecture, son principe et son fonctionnement.

Le troisième chapitre est dédié à l'architecture de notre système, à la description du dataset MIT-BIH utilisé ainsi qu'à la conception de l'application.

Le quatrième chapitre présente l'implémentation de l'application, décrit les différentes interfaces et propose une analyse des résultats obtenus à travers les tests réalisés.



Chapitre I : Le cœur &L'électrocaraphie

1. Introduction

Le cœur est un muscle creux, de forme pyramidale triangulaire, situé dans le thorax entre les deux poumons. Cet organe noble par excellence est vital par son rôle de pompe du sang vers les vaisseaux sanguins du corps humain grâce à ses contractions rythmiques. Il peut être étudié par des techniques comme l'ECG (électrocardiographie), les techniques d'imagerie cardiaque comme la radiographie thoracique, la tomodensitométrie (scanner), l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), le cathétérisme cardiaque, les examens de sang, et dans quelques cas rares, la biopsie du muscle cardiaque.

Ce chapitre est consacré de manière générale à tout ce qui est en rapport avec l'anatomie cardiaque ainsi qu'au fonctionnement du cœur, puis de manière détaillée au principe de l'électrocardiographie (ECG) et à ses parties les plus importantes. [1]

2. Anatomie du cœur

Le cœur joue un rôle essentiel dans la régulation de la circulation sanguine. Il s'agit d'un muscle strié creux divisé en deux lobes distincts (droit et gauche). Son côté droit renferme du sang à faible oxygène et assure la circulation des poumons, son côté gauche renferme du sang à fort oxygène et le transporte dans tous les compartiments.

Chacune des moitiés est constituée d'une oreillette et d'un ventricule qui communiquent par des valves d'admission qui, à l'état normal, permettent le passage du sang uniquement de l'oreillette vers le ventricule. La communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire) et entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique) est également assurée par des valves d'échappement.

Ces deux valves sont situées respectivement à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire. La Figure (1.1) illustre l'anatomie du cœur et des vaisseaux qui lui sont liés. Le muscle cardiaque, également connu sous le nom de myocarde, forme les parois du cœur. Il est constitué d'un ensemble de cellules musculaires cardiaques appelées cardiomyocytes. [2]

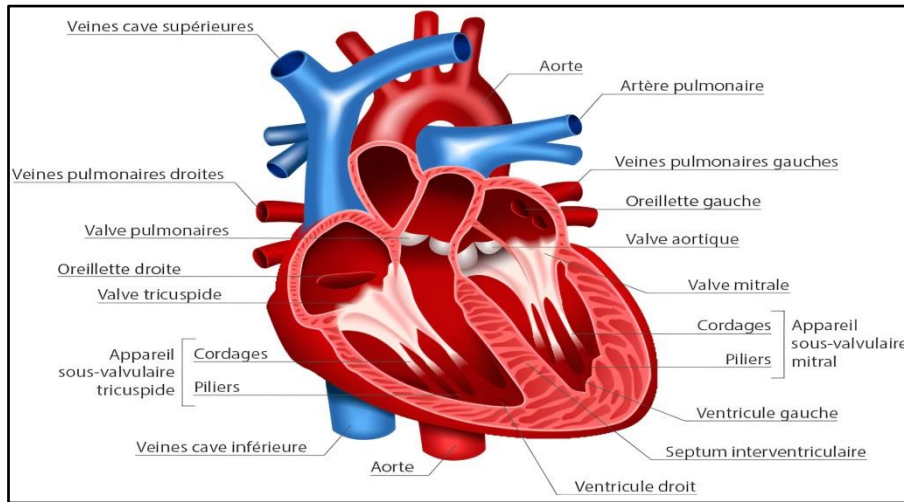


Figure 1 : Anatomie du cœur.

3. Fonction du cœur

Pour faire circuler le sang dans le corps, le cœur se serre et se relâche. Ce mouvement fonctionne comme lorsqu'on appuie et on relâche un pied en marchant. À chaque battement, le cœur envoie le sang dans les artères, ce qui crée le pouls.

3.1 Activité électrique du cœur

Le cœur fonctionne comme une pompe qui envoie le sang dans tout le corps. Pour que cela se fasse correctement, ses muscles doivent se contracter de manière synchronisée afin de pousser le sang dans la bonne direction, au bon moment et avec la force nécessaire. Ce processus est contrôlé par des signaux électriques qui assurent le bon déroulement des battements cardiaques.

Tout commence avec une impulsion électrique générée par une petite structure située en haut de l'oreillette droite, appelée nœud sino-auriculaire (SA) ou nœud sinusal. Ce dernier agit comme un chef d'orchestre en envoyant un signal qui déclenche la contraction des oreillettes, permettant ainsi au sang de passer dans les ventricules.

Une fois ce premier signal envoyé, il est ensuite transmis à une autre zone de cellules située entre les oreillettes et les ventricules, connue sous le nom de nœud auriculo-ventriculaire (AV). Cette zone joue un rôle clé dans la régulation du rythme cardiaque : elle agit comme un filtre en ralentissant légèrement le signal électrique. Ce retard est nécessaire pour éviter que les oreillettes et les ventricules ne se contractent en même temps, garantissant ainsi un bon remplissage des ventricules avant leur contraction.

Après avoir traversé cette zone de régulation, l'impulsion électrique se propage dans un réseau de fibres spécialisées, appelées fibres de Purkinje. Ces fibres se trouvent à l'intérieur des parois des ventricules et ont pour mission de distribuer rapidement le signal à tout le muscle cardiaque. Une fois que

l'impulsion atteint les ventricules, ceux-ci se contractent, poussant le sang soit vers les poumons pour être oxygéné, soit vers le reste du corps pour alimenter les organes et tissus en oxygène et en nutriments. [3]

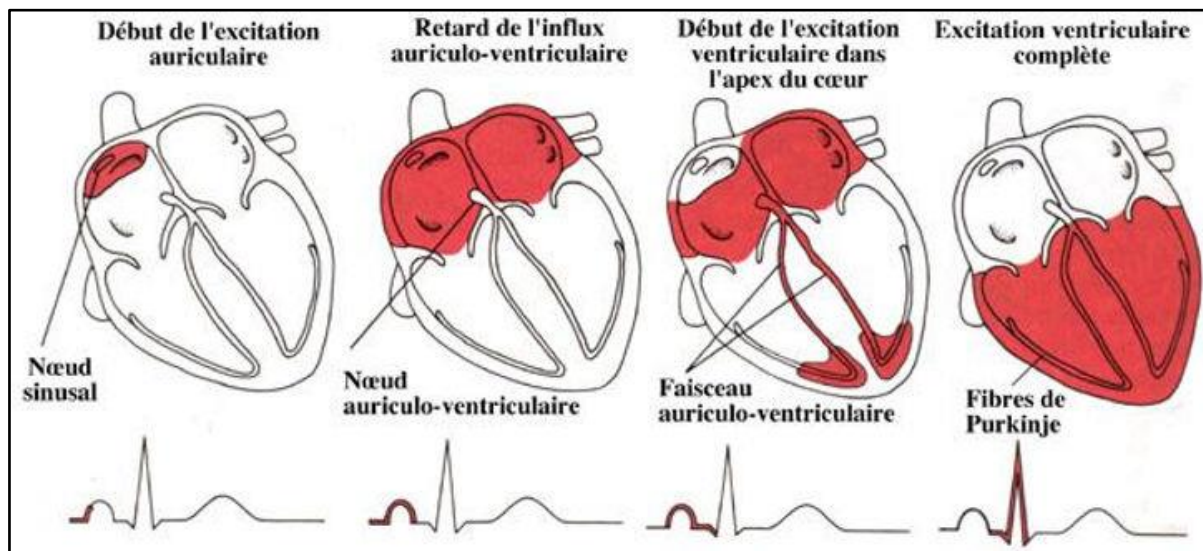


Figure 2 : Activité électrique du cœur

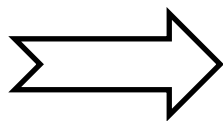
3.2 Activité mécanique

L'activité mécanique du cœur se divise en deux phases principales : la systole et la diastole. Le cycle de la circulation sanguine se répète sans cesse à travers ces deux périodes. (Cycle cardiaque = systole + diastole) [4]

La durée d'un cycle est en moyenne de 0,8 s :

0,5 s : diastole

0,3 s : systole



Le cœur se repose plus qu'il ne travaille : infatigable et non tétanisable.

La systole est la phase pendant laquelle le cœur expulse le sang vers la circulation générale et pulmonaire. Elle se compose de trois étapes :

1. La systole auriculaire : les oreillettes se contractent lorsque celles-ci sont remplies de sang, poussant le sang dans les ventricules.

2. La contraction ventriculaire isovolumétrique : Les muscles des ventricules se contractent sans changement de volume de sang.

3. La systole ventriculaire : la pression dans les ventricules devient plus élevée que dans l'artère pulmonaire et l'aorte, permettant au sang d'être éjecté.

La diastole est la phase de détente du cœur, durant laquelle il se remplit de sang. Elle comprend deux phases :

1. La relaxation ventriculaire : après la systole, les ventricules se détendent, la pression baisse jusqu'à devenir inférieure à celle de l'aorte et de l'artère pulmonaire.

2. La phase de repos : C'est le moment où le sang provenant des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules par les oreillettes.

4. Électrocardiographie (ECG)

L'électrocardiographie, ou ECG, est une technique médicale utilisée pour détecter et enregistrer l'activité électrique du cœur. Cet examen permet d'identifier, de traiter ou de suivre diverses affections cardiaques. Étant donné que le corps humain conduit l'électricité, les signaux électriques produits par les cellules cardiaques lors des contractions peuvent être captés au moyen d'électrodes placées sur certaines zones du corps telles que le thorax, les poignets et les chevilles. Ces électrodes permettent ainsi de tracer fidèlement l'activité électrique du cœur. [5]

4.1 Électrodes et dérivations de l'électrocardiogramme

Pour enregistrer l'activité électrique du cœur de manière complète, plusieurs électrodes sont utilisées. Celles-ci se divisent en deux catégories : les électrodes bipolaires et unipolaires. [6]

➤ Dérivations bipolaires

Les dérivations bipolaires mesurent les variations de potentiel entre deux électrodes placées sur la surface du corps.

La ligne de dérivation correspond à l'axe imaginaire reliant ces électrodes.

Les trois principales dérivations bipolaires sont :

- Dérivation I (DI) : entre le bras droit et le bras gauche.
- Dérivation II (DII) : entre le bras droit et la jambe gauche.
- Dérivation III (DIII) : entre le bras gauche et la jambe gauche.

Ces trois dérivations forment un triangle appelé triangle d'Einthoven, considéré comme équilatéral en théorie, avec le cœur situé en son centre.

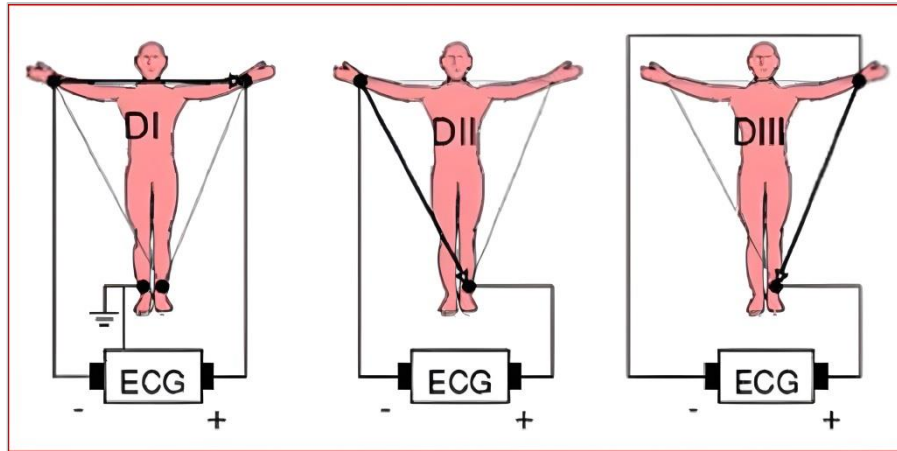


Figure 3 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres

➤ **Dérivations unipolaires**

A. Dérivations unipolaires des membres (dérivations périphériques)

Ces dérivations évaluent les variations de potentiel aux extrémités du corps grâce à une électrode exploratrice (pôle positif), comparée à une électrode de référence (pôle négatif) dont le potentiel est considéré comme nul. Elles sont identifiées comme suit :

- aVR : dérivation amplifiée du bras droit (Augmented Voltage Right).
- aVL : dérivation amplifiée du bras gauche (Augmented Voltage Left).
- aVF : dérivation amplifiée du pied gauche (Augmented Voltage Foot).

Dans ces abréviations, "a" signifie "amplifié", "V" indique une dérivation unipolaire, et "R", "L" et "F" désignent respectivement Right (droit), Left (gauche) et Foot (pied).

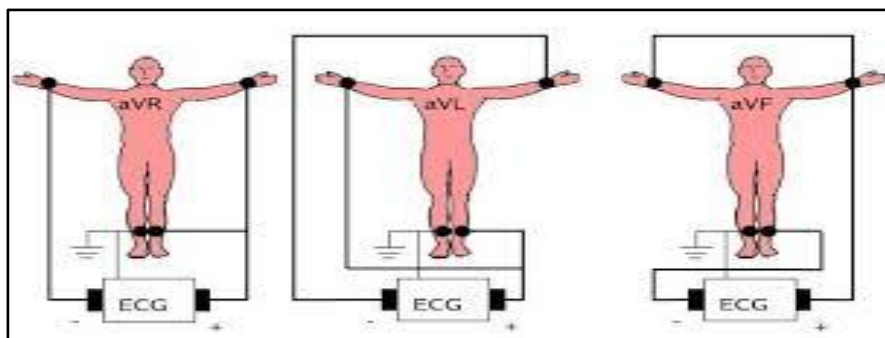


Figure 4 : Montage de Goldberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres augmentés

B. Dérivations unipolaires précordiales

Les dérivations précordiales fournissent des informations sur l'activité électrique dans le plan transversal du cœur. Elles sont positionnées comme suit :

V1 : 4^e espace intercostal, à droite du sternum.

V2 : 4^e espace intercostal, à gauche du sternum.

V3 : Située entre V2 et V4, au niveau de la 5^e côte.

V4 : 5^e espace intercostal, sur la ligne médioclaviculaire gauche.

V5 : 5^e espace intercostal, sur la ligne axillaire antérieure gauche.

V6 : 5^e espace intercostal, sur la ligne axillaire moyenne gauche.

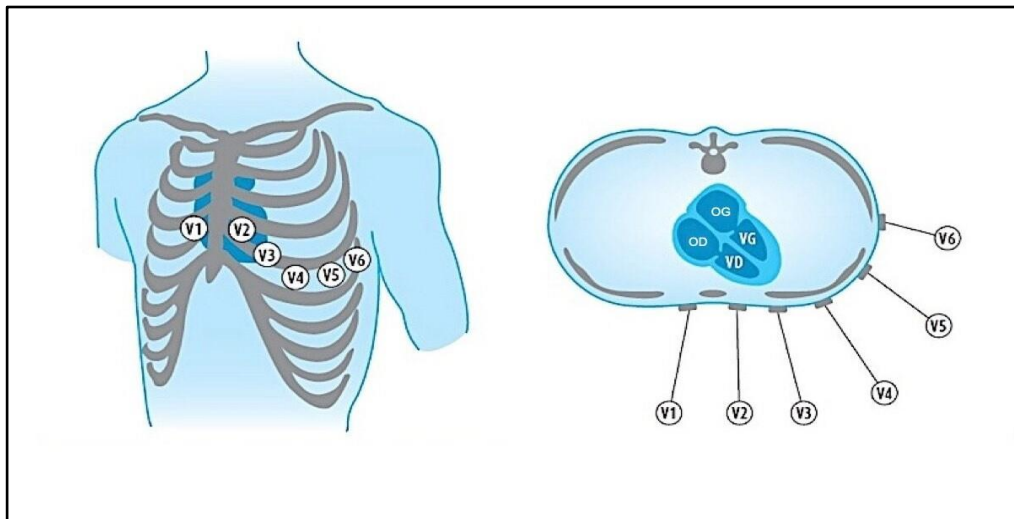


Figure 5 : Dérivations précordiales unipolaires

5. L'électrocardiogramme ECG

L'électrocardiogramme (ECG) est une illustration graphique de l'activité électrique générée par le cœur durant un cycle cardiaque. Cette activité est décomposée en plusieurs phases, chacune étant représentée par une lettre spécifique sur le tracé ECG. Ces différentes étapes sont présentées dans la figure ci-dessous. [7]

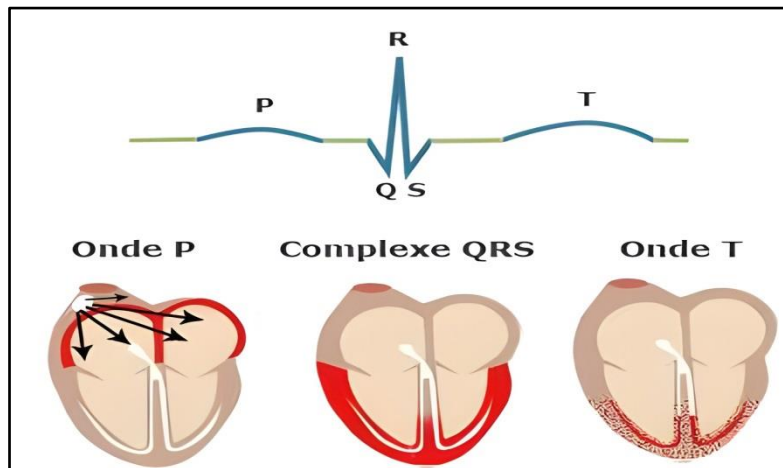


Figure 6 : Etapes successives de dépolarisation/repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par différentes ondes P, QRS, T.

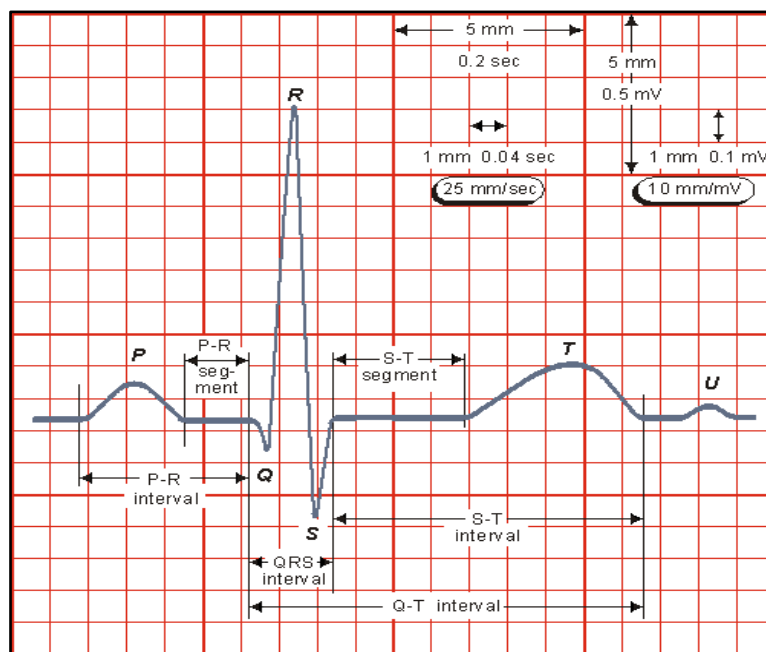


Figure 7 : Tracé ECG.

➤ **L'onde P**

C'est la première onde visible sur l'électrocardiogramme. Elle représente l'activation électrique des oreillettes, déclenchée par le signal provenant du nœud sinusal. [8]

Durée : environ 0,10 seconde

Amplitude : 2,5 mm en dérivation DII [9]

Forme : elle est généralement positive dans la majorité des dérivations, sauf en VR (et parfois en VL) où elle est négative. En V1 et V2, elle peut avoir une forme double (diphasique).

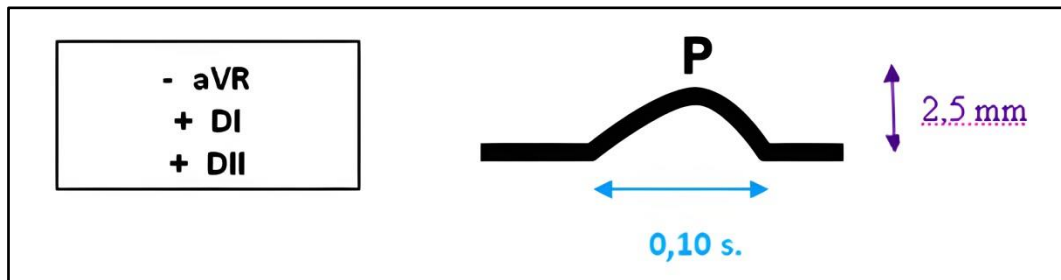


Figure 8 : Onde P

➤ **Intervalle PR (ou PQ)**

L'intervalle PR correspond au temps qui sépare le début de l'onde P, représentant la dépolarisation des oreillettes, du début du complexe QRS, où se produit la dépolarisation des ventricules. La durée normale de cet intervalle varie généralement entre 120 ms et 200 ms. [10]

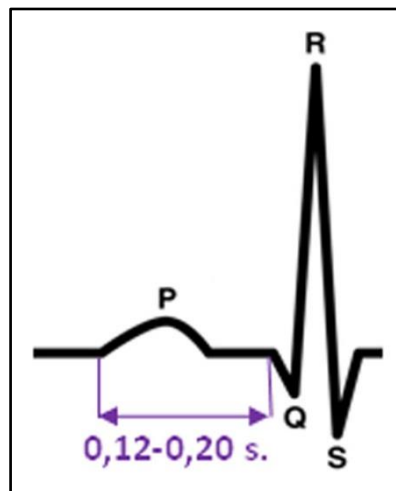


Figure 9 : Intervalle PR

➤ **L'onde Q**

Q est une première variation orientée vers le bas dans le complexe QRS. Elle peut apparaître normalement dans certaines dérivations comme DI, aVL, V5 ou V6.

Cependant, elle devient anormale dans les cas suivants :

Si sa durée dépasse 0,04 seconde ;

Si sa profondeur représente plus du quart de l'onde R qui la suit ;

Si elle est présente dans deux dérivations voisines ou plus.

La présence de ce type d'onde peut être le signe d'un ancien infarctus, révélant des dommages au niveau du muscle cardiaque. [11]

➤ **Complexe QRS**

Le complexe QRS reflète la dépolarisation des ventricules, c'est-à-dire le passage de l'influx électrique qui déclenche leur contraction. Il se manifeste immédiatement après l'onde P et se compose de trois ondes distinctes. Chez un adulte en bonne santé : [12]

Amplitude : généralement comprise entre 5 et 20 millivolts

Durée : inférieure à 0,12 seconde

Les trois ondes du complexe sont :

Onde Q : première déflexion négative du complexe

Onde R : première déflexion positive

Onde S : onde négative apparaissant après l'onde R

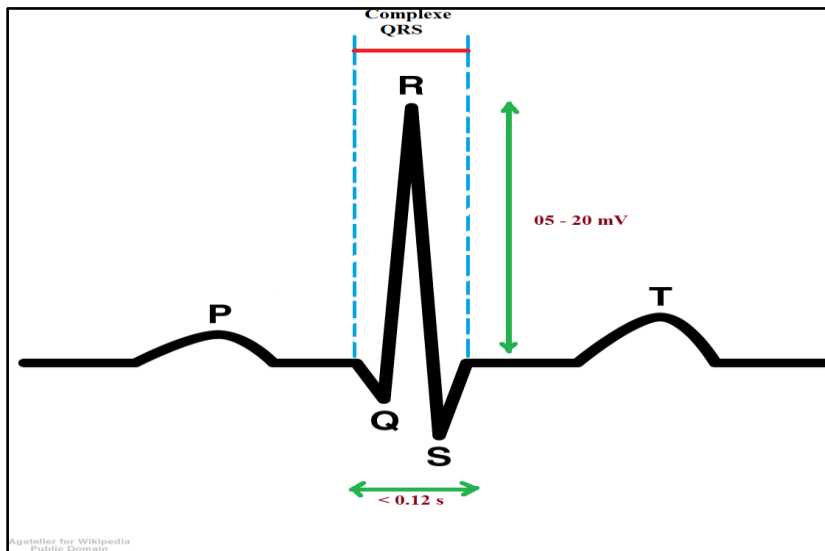


Figure 10 : Complexe QRS.

➤ **Segment ST**

Le segment ST se trouve entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Sa durée est généralement comprise entre 50 et 150 millisecondes. Dans un ECG normal, ce segment est aligné avec la ligne de base, on dit alors qu'il est isoélectrique. Des modifications de ce segment, comme une élévation ou une baisse, peuvent indiquer des anomalies cardiaques, telles qu'un infarctus du myocarde ou un trouble de la repolarisation. [13]

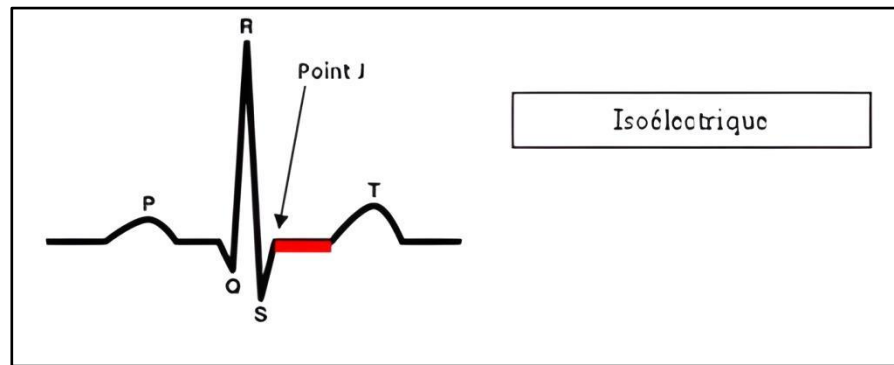


Figure 11 : Segment ST et point J

➤ **L'onde T**

Représente la repolarisation des ventricules. Elle a généralement une faible amplitude et ne correspond à aucun événement mécanique. Cette onde suit immédiatement le complexe QRS dans le tracé ECG. [14]

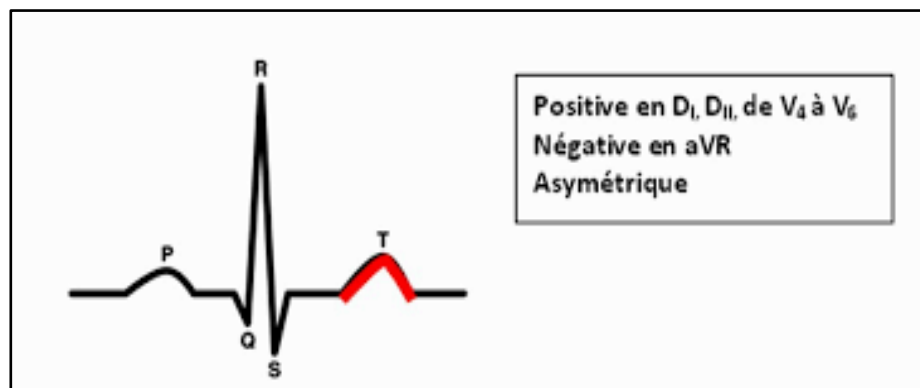


Figure 12 : Onde T

➤ **L'onde U**

Est une petite onde, généralement positive et de faible amplitude. Elle apparaît juste après l'onde T sur l'ECG, et sa durée est d'environ 0,20 seconde. [15]

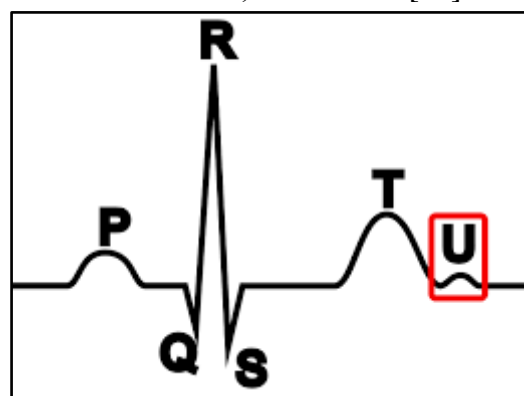


Figure 13 : Onde U

➤ **Intervalle RR**

Intervalle RR : C'est la durée entre deux ondes R successives sur l'ECG. Il reflète la fréquence et la régularité du rythme cardiaque. [16]

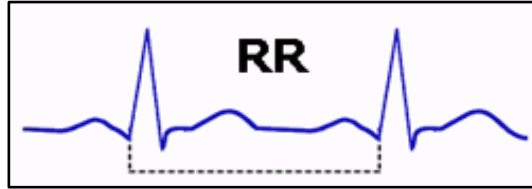


Figure 14 : Intervalle RR

➤ **Intervalle QT**

Cela décrit la durée totale de l'activité électrique des ventricules, depuis le début de leur dépolarisation (onde Q) jusqu'à la fin de leur repolarisation (fin de l'onde T). [17]

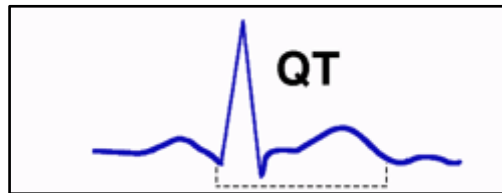


Figure 15 : Intervalle QT

6. Interprétation et lecture de l'ECG

Que faut-il observer sur l'électrocardiogramme ?

- Le rythme : regarder si l'intervalle R-R est quasi-constant sur tout le tracé, avec des complexes QRS similaires, alors le rythme est régulier.

- La fréquence cardiaque, obtenue en hertz, correspond à l'inverse de l'intervalle.

R-R en secondes, ou en battements par minute, en multipliant le résultat par 60.

- Les ondes : devant chaque trace, il faut regarder la présence et l'aspect de toutes.

Les ondes :

- L'onde P correspond à la contraction auriculaire, elle est généralement positive.

- L'intervalle PR correspond à la conduction auriculo-ventriculaire (le passage

des impulsions électriques des oreillettes aux ventricules).

- Le QRS correspond à la contraction ventriculaire, il est généralement fin.
- Le segment ST est toujours isoélectrique.
- L'onde T correspond à la repolarisation ventriculaire, elle est souvent positive

et asymétrique. [18]

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu comment le cœur fonctionne, en parlant de son activité électrique et mécanique. Nous avons aussi expliqué ce qu'est un électrocardiogramme, comment il marche, et les différentes ondes qu'il enregistre. Ces ondes nous donnent des informations utiles pour comprendre l'état de santé du cœur. Elles nous aident à savoir s'il fonctionne bien ou s'il y a un problème. Dans le prochain chapitre, nous allons découvrir les méthodes utilisées pour classer ces informations.



Chapitre II: Réseaux de neurones artificiels

1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont aujourd'hui largement utilisés dans plusieurs domaines liés aux sciences et à la technologie. Leur fonctionnement s'inspire du cerveau humain, ce qui continue de susciter l'intérêt des chercheurs. Dans ce travail, nous avons choisi d'utiliser le perceptron multicouche (MLP) pour classer les signaux ECG. Ce type de réseau est capable d'apprendre des relations complexes entre les données et donne de bons résultats dans les problèmes de classification. Dans ce chapitre, nous présentons les bases du MLP et expliquons comment il peut être appliqué à l'analyse des signaux ECG.

2. Historique

L'évolution des réseaux de neurones artificiels s'est faite par étapes, traversant des périodes de découverte, de stagnation, puis de forte croissance, notamment avec les progrès technologiques récents. Depuis leur apparition dans les années 1940 jusqu'à leur développement rapide dans les années 2010 grâce au deep learning, leur parcours a été marqué par des avancées significatives.

- Les premiers travaux (1943)

En 1943, Warren McCulloch et Walter Pitts ont proposé un modèle théorique représentant un neurone artificiel.

Ce modèle, inspiré du fonctionnement du cerveau, a permis d'établir une passerelle entre la biologie neuronale et les systèmes logiques.

- L'invention du perceptron (1958)

Frank Rosenblatt développe en 1958 le perceptron, une méthode d'apprentissage supervisé permettant de distinguer des formes simples. C'est l'un des premiers systèmes opérationnels à utiliser le concept de réseau de neurones.

- Période de critiques et de ralentissement (1969)

En 1969, Marvin Minsky et Seymour Papert mettent en évidence les limites du perceptron, en particulier son incapacité à traiter certains cas, comme le problème du XOR. Leurs critiques publiées dans le livre *Perceptrons* entraînent une diminution importante des recherches dans ce domaine pendant plusieurs années.

- Retour de l'intérêt (années 1980)

Dans les années 1980, David Rumelhart, Geoffrey Hinton et Ronald Williams relancent les travaux sur les réseaux de neurones en utilisant l'algorithme de rétropropagation. Cette technique permet de former des réseaux à plusieurs couches et redonne un nouvel élan aux recherches.

- L'essor du deep learning (à partir de 2010)

Depuis les années 2010, les réseaux de neurones profonds ont connu un développement rapide grâce à plusieurs facteurs clés :

- La disponibilité de données massives ;
- L'amélioration de la puissance de calcul, notamment avec les GPU ;
- Les progrès réalisés dans les méthodes d'apprentissage automatique.

Aujourd'hui, ces technologies sont utilisées dans de nombreux domaines, notamment :

- La vision par ordinateur ;
- La reconnaissance de la parole ;
- Le traitement automatique du langage ;
- Et la traduction entre langues. [19]

3. Neurone biologique

Le neurone, comme illustré dans la figure 16, est une cellule fondamentale du système nerveux, dont la fonction principale est de traiter et transmettre l'information. Il est constitué de plusieurs parties : le péricaryon, ou corps cellulaire, qui contient le noyau ; un ensemble de prolongements appelés dendrites, qui représentent les récepteurs de l'information ; et un axone, un long prolongement cylindrique pouvant atteindre un mètre de longueur pour un diamètre allant de 1 à 15 micromètres. Cet axone est entouré par des cellules de Schwann, séparées par des nœuds de Ranvier, formant ainsi une gaine de myéline qui protège l'axone et facilite la conduction rapide des signaux nerveux. Les signaux électriques provenant du système nerveux arrivent d'abord aux dendrites, qui servent d'entrée au neurone. Si ces signaux atteignent une intensité suffisante pour dépasser le seuil d'excitation, un potentiel d'action est généré et se propage le long de l'axone. Ce message est ensuite transmis à un autre neurone à travers une structure spécialisée appelée synapse, qui fait le lien entre l'extrémité de l'axone du neurone émetteur et les dendrites du neurone récepteur. Le passage du signal dépend alors de son amplitude : s'il est suffisamment fort, il est transmis; sinon, il est bloqué. [20]

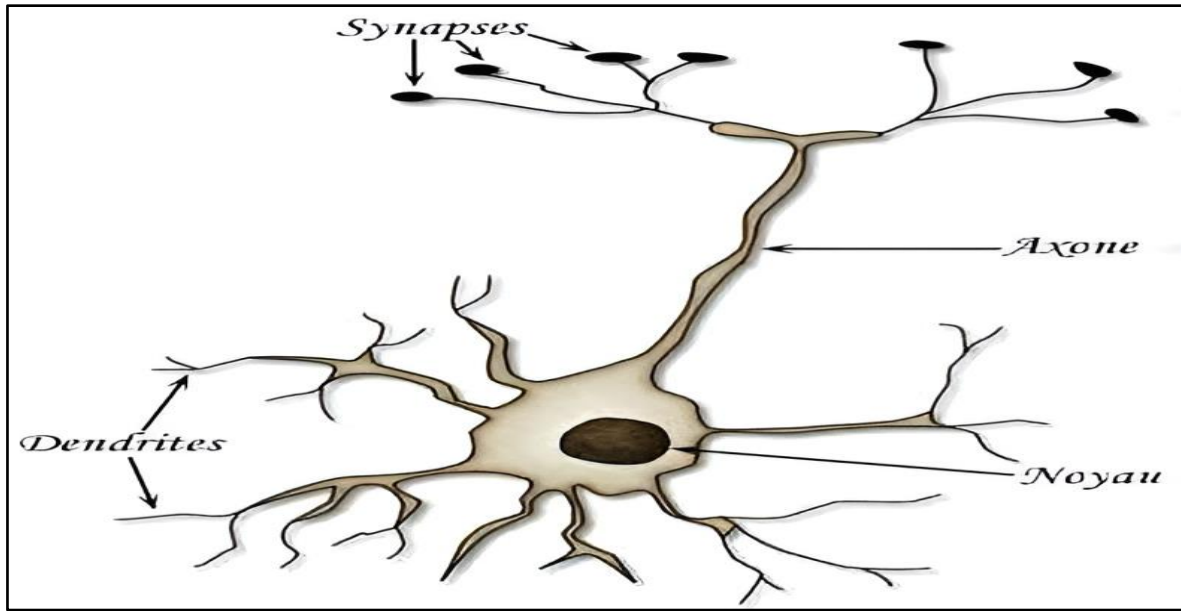


Figure 16 : Neurone biologique

4. Neurone mathématique

La construction des réseaux de neurones repose sur le concept des neurones artificiels, conçus en s'inspirant du fonctionnement des neurones biologiques présents dans le cerveau humain. La figure illustre une représentation typique d'un neurone artificiel.

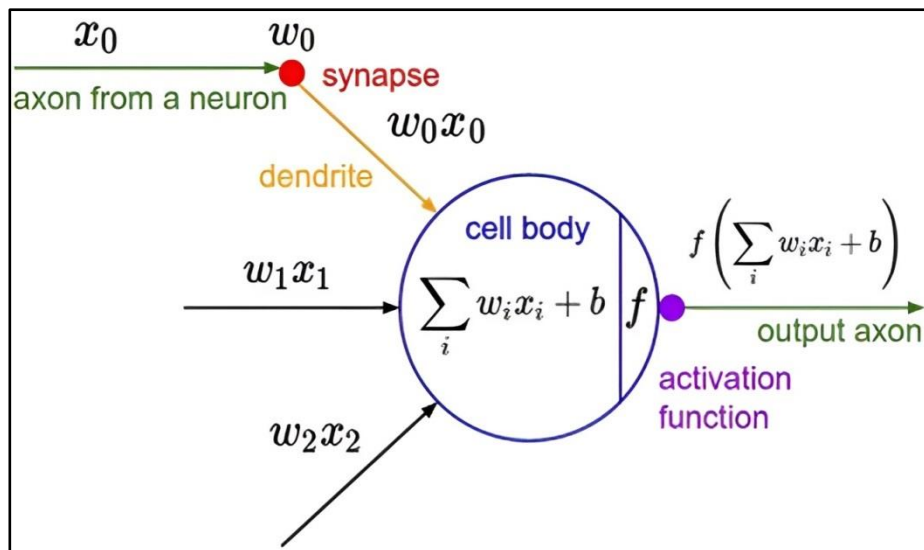


Figure 17 : Neurone artificiel

- Les valeurs notées x_i correspondent soit aux données d'entrée, soit aux sorties provenant d'autres neurones du réseau.
- Les coefficients w_i sont appelés poids, et ils traduisent l'importance relative de chaque entrée.

- Le neurone artificiel effectue une multiplication entre chaque poids w_i et son entrée associée x_i , puis additionne un terme appelé biais b .
- Le résultat obtenu est ensuite transmis à une fonction d'activation f , qui introduit une non-linéarité nécessaire au bon fonctionnement du réseau. [20]

5. Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones artificiels (RNA ou ANN) représentent une alternative moderne et puissante pour la modélisation des systèmes complexes, en particulier lorsqu'il s'avère difficile de les représenter à l'aide des approches statistiques conventionnelles. [21]

Ces réseaux sont constitués d'un ensemble de processeurs élémentaires interconnectés de manière dense et opérant simultanément. Chaque unité de traitement élabore une réponse unique en fonction des données qu'elle reçoit en entrée. Par ailleurs, toute organisation en structure hiérarchique d'un tel réseau demeure, fondamentalement, une forme de réseau. [22]

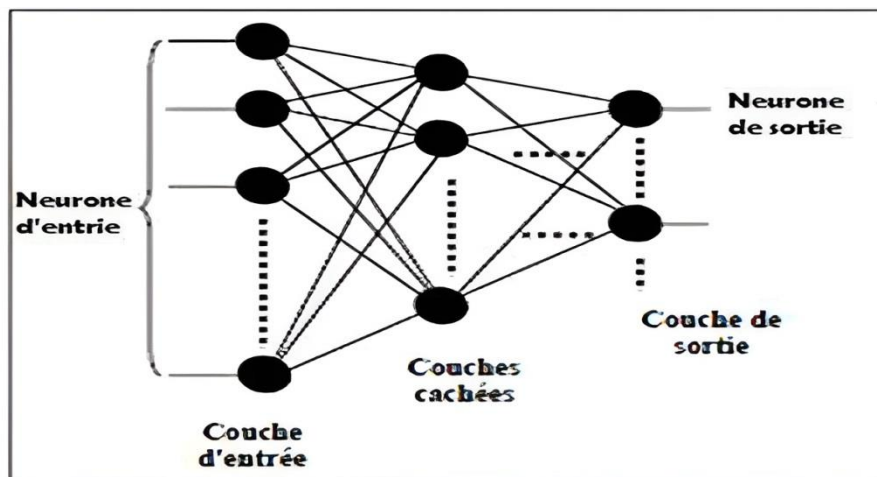


Figure 18 : Les réseaux de neurones artificiel

6. Les fonctions d'activation

Dans un réseau de neurones, chaque neurone effectue une opération mathématique connue sous le nom de fonction d'activation après avoir fusionné les entrées à l'aide de poids. Cette opération introduit une non-linéarité essentielle qui permet au réseau de gérer des informations diverses et complexes. Elle a un rôle déterminant dans l'influence de la décision d'activation du neurone. Le résultat obtenu est par la suite transmis à la couche supérieure du réseau. Sans cette phase, le modèle serait confiné à des relations strictement linéaires, ce qui diminuerait considérablement sa faculté à acquérir des représentations pertinentes. On distingue plusieurs types de fonctions d'activation, certaines étant couramment employées comme : [23]

6.1 La fonction sigmoïde

Également appelée fonction logistique, la sigmoïde est couramment utilisée dans les réseaux de neurones, notamment au niveau de la couche de sortie lorsqu'il s'agit de différencier deux catégories. Elle convertit une donnée d'entrée en une valeur numérique située dans l'intervalle [0, 1], ce qui permet de l'interpréter comme une estimation probabiliste de l'activation du neurone. Cette capacité la rend particulièrement utile pour les décisions binaires, telles que vrai ou faux, ou oui/non. [24] Sur le plan mathématique, elle est définie par la formule suivant :

$$y = \frac{1}{1+\exp^{-z}} \tag{2.1}$$

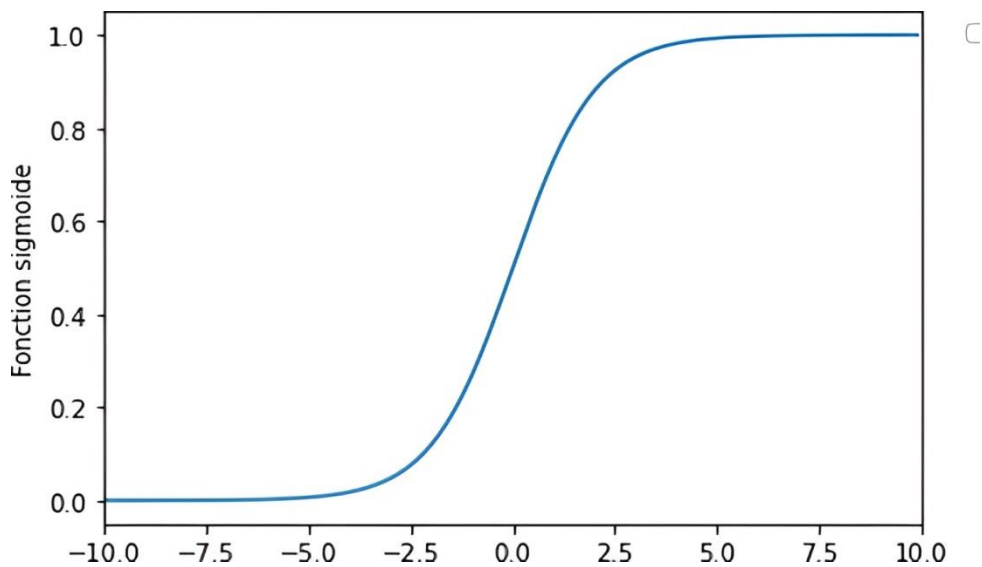


Figure 19 : Représentation graphique de la fonction Sigmoïde.

6.2 La fonction ReLU

L'unité linéaire rectifiée (RELU en anglais) est devenue récemment une option incontournable pour les réseaux de neurones [24]. Cette fonction nous donne 0 si l'entrée est moindre que 0 et renvoie l'entrée elle-même si elle dépasse 0. L'équation et la figure ci-dessous illustrent la sortie de la fonction relu :

$$y = \max(0, Z) \tag{2.2}$$

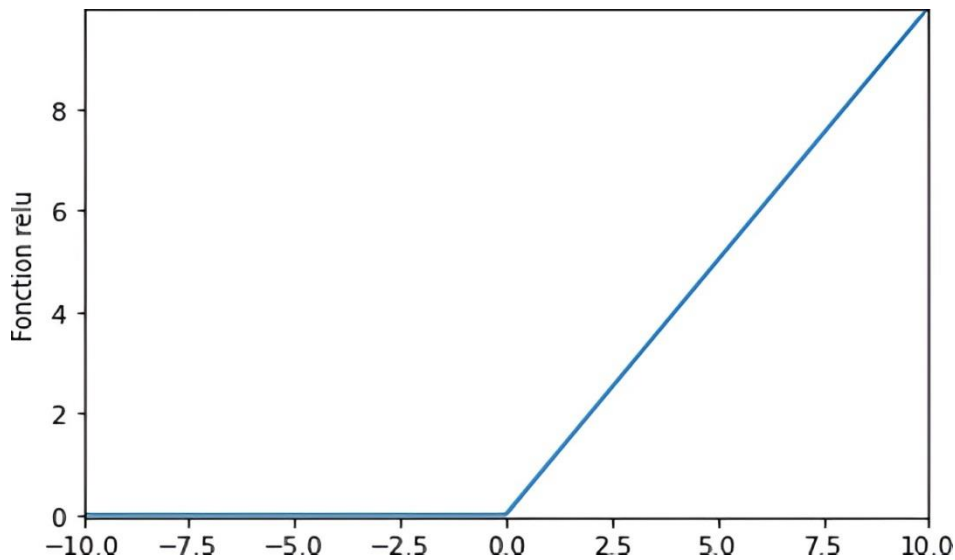


Figure 20 : Représentation graphique de la fonction Relu

6.3 Fonction Softmax

La fonction softmax constitue une extension de la fonction sigmoïde, conçue pour les tâches de classification impliquant plusieurs catégories. Elle est couramment utilisée dans la couche finale des réseaux de neurones afin de convertir les sorties numériques en valeurs interprétables comme des probabilités. Sa formule est exprimée comme suit :

$$y_i = \frac{\exp^{-z_i}}{\sum_{j=1}^c \exp^{-z_j}} \quad (2.3)$$

où : représente la probabilité associée à la classe,

- Elle est la valeur calculée par le neurone pour cette classe.
- Elle indique le nombre total de classes possibles.
- L'un des atouts majeurs de cette fonction réside dans le fait que la somme de toutes les probabilités générées est toujours égale à 1.
- Cela permet de considérer chaque sortie comme la probabilité que l'entrée appartienne à une classe particulière.
- De plus, chaque résultat dépend des autres sorties de la couche, renforçant ainsi la cohérence globale des prédictions.

6.4 La fonction Tanh (Hyperbolic Tangent Function)

La fonction tanh, ou fonction tangente hyperbolique, est une fonction symétrique par rapport à zéro, plus lisse que la fonction sigmoïde et dont les valeurs se situent entre -1 et 1. [24] L'équation et la représentation graphique ci-dessous illustrent la sortie de la fonction tanh :

$$y_i = \frac{\exp^z - \exp^{-z}}{\exp^z + \exp^{-z}} \quad (2.4)$$

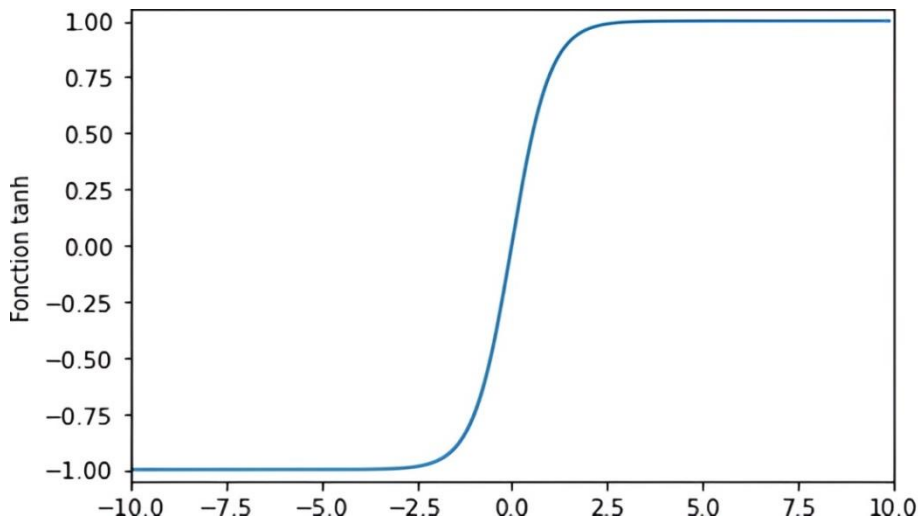


Figure 21 : Représentation graphique de la fonction tanh

❖ Différences entre les principales fonctions d'activation

- La fonction sigmoïde produit uniquement des valeurs positives et n'est pas centrée autour de zéro. Cette caractéristique peut entraîner une lenteur dans l'apprentissage, car le gradient conserve le même signe, ce qui limite la mise à jour efficace des poids du modèle.
- Les fonctions sigmoïde et tanh présentent également un effet de saturation. Lorsque leurs entrées sont très grandes ou très petites, les valeurs de sortie se stabilisent : proches de 0 ou 1 pour la sigmoïde, et proches de -1 ou 1 pour tanh. Dans ces conditions, même de fortes variations en entrée génèrent des changements très faibles en sortie. Comme la dérivée devient quasi nulle, cela provoque ce qu'on appelle le problème du gradient qui disparaît (vanishing gradient), ralentissant fortement l'apprentissage du réseau.
- La fonction ReLU, de son côté, aide à contourner ce problème. Elle n'est pas affectée par la saturation pour les valeurs positives et permet une propagation plus efficace du gradient. Grâce à cette propriété et à sa simplicité, ReLU est aujourd'hui l'une des fonctions d'activation les plus utilisées dans les architectures de réseaux de neurones. [24]

7. Architecture des réseaux de neurones

On distingue principalement deux types de réseaux neuronaux : les réseaux récurrents (bouclés) et les réseaux non récurrents (non bouclés). [25]

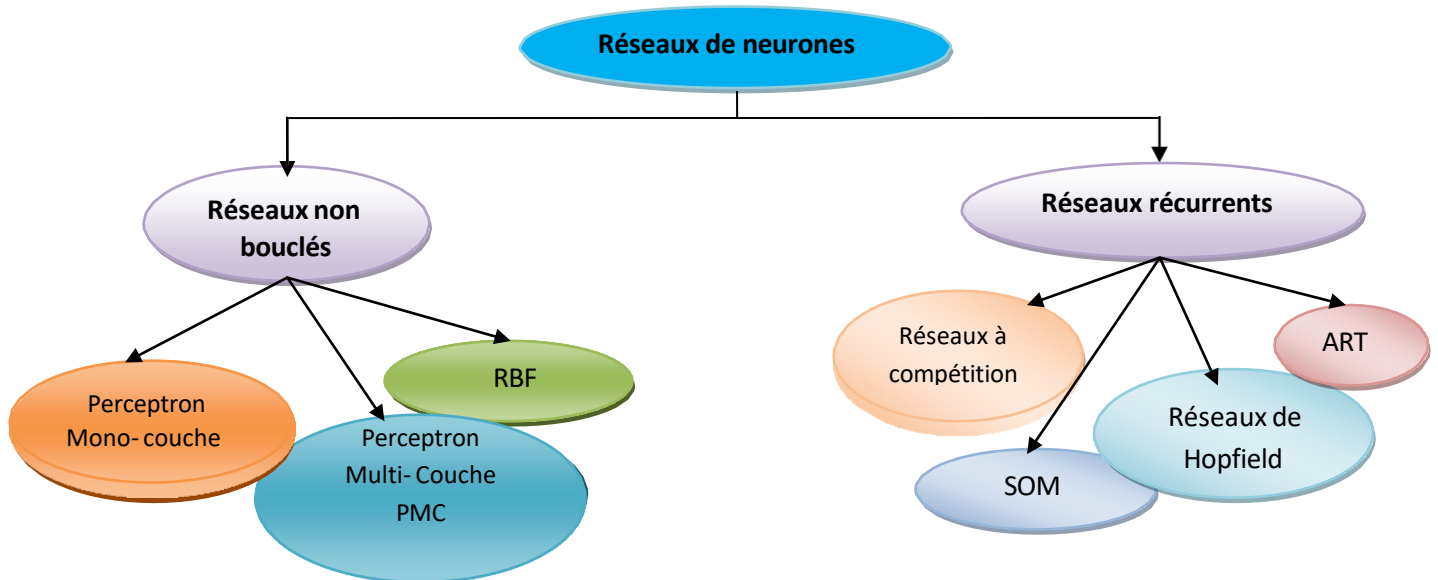


Figure 22 : Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones [26]

7.1 Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Les réseaux de neurones récurrents, également désignés sous le nom de réseaux bouclés ou dynamiques, se distinguent par leur capacité à faire circuler l'information dans les deux sens, incluant une rétroaction. Cela signifie qu'une partie des sorties est renvoyée en entrée, ce qui permet au réseau de mémoriser les états précédents et d'analyser des données séquentielles. [27]

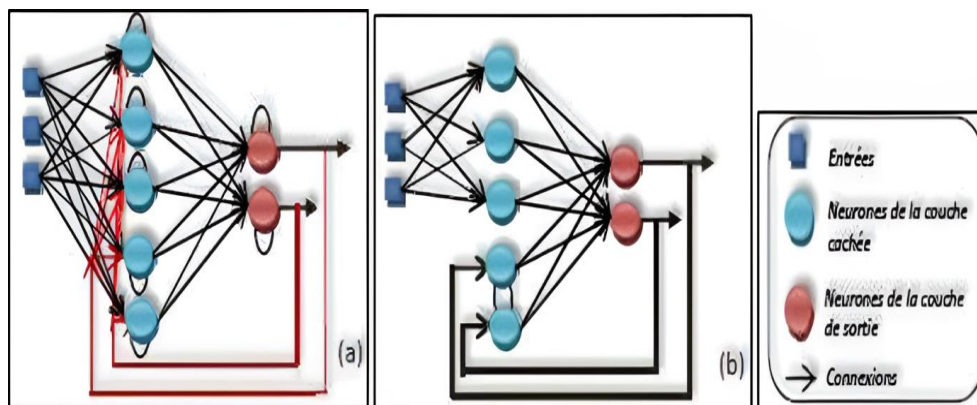


Figure 23 : Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé

- a) Réseau récurrent avec des auto connexions,
- b) Réseau récurrent partiellement connecté. [28]

7.2 Les réseaux de neurones non récurrents (ou feedforward)

Les réseaux de neurones non bouclés, appelés en anglais feedforward neural networks, traitent l'information de manière unidirectionnelle : les données circulent uniquement des neurones d'entrée vers les neurones de sortie, sans rétroaction. Les neurones situés en sortie effectuent les dernières opérations du traitement.

Entre les entrées et les sorties se trouvent d'autres neurones, appelés neurones cachés, dont le nombre peut varier. Ils jouent un rôle similaire à celui d'un processeur, réalisant des calculs intermédiaires en parallèle. Leur quantité dépend de la complexité du problème à modéliser et de la capacité du réseau à approximer une fonction cible.

Ces neurones cachés sont généralement regroupés en couches cachées, tandis que les neurones de sortie forment la couche de sortie, comme illustré dans la figure 24. [28]

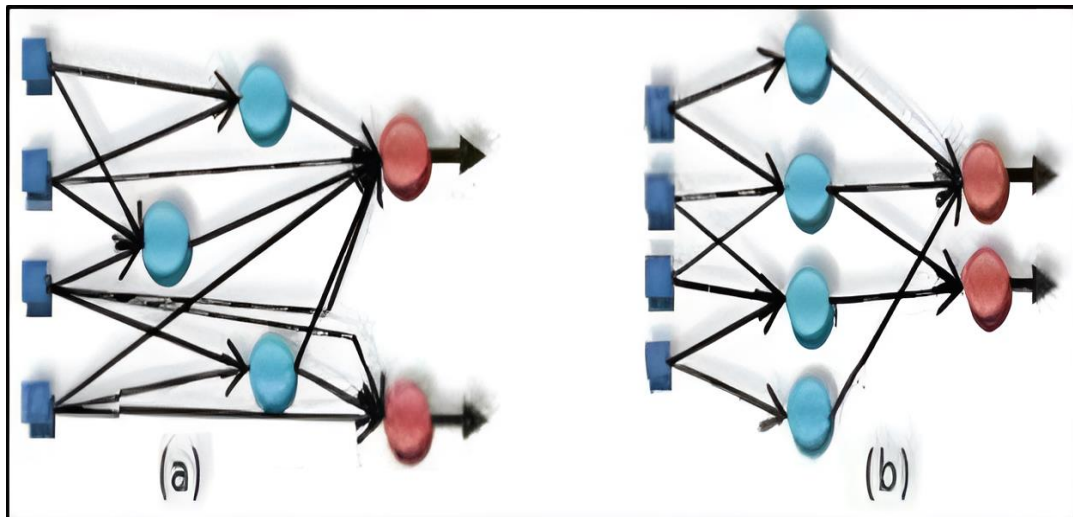


Figure 24 : Représentation fonctionnelle des réseaux de neurones non bouclés

a) Réseau multicouche,

b) Réseau multicouche à connexions locales. [28]

➤ **Le perceptron Mono- Couche (Perceptron simple)**

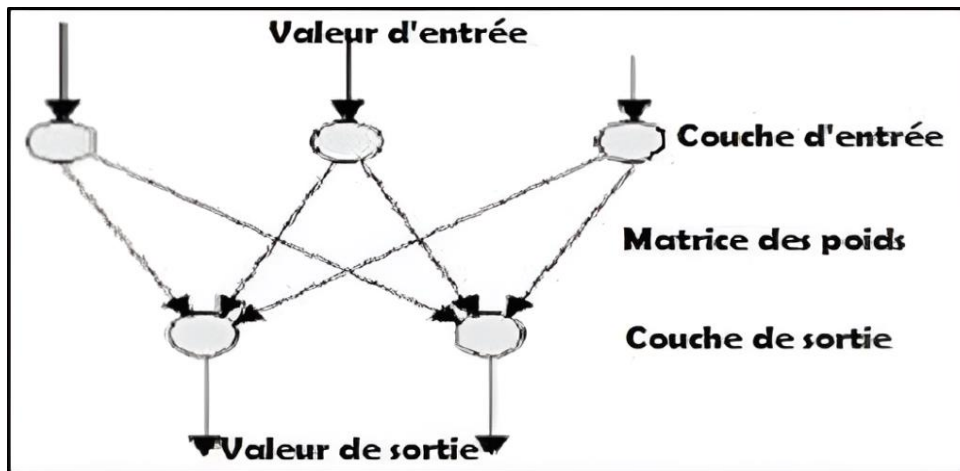


Figure 25 : Perceptron de Rosenblatt [25]

➤ **Le perceptron Multi- Couche (en anglais Multi Layer Perceptron)**

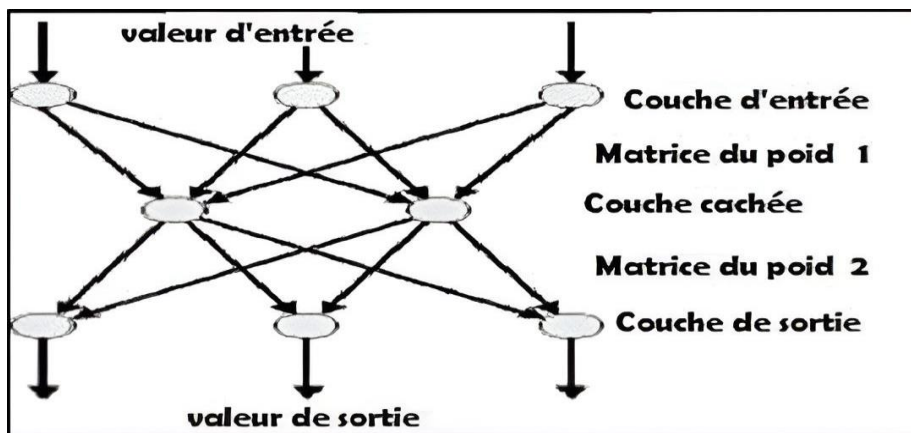


Figure 26 : Perceptron multicouche [25]

8. Les réseaux de neurones multicouches (MLP)

Un perceptron multicouche est un type de réseau neuronal feedforward composé de neurones entièrement connectés avec une fonction d'activation de type non linéaire. Il est largement utilisé pour distinguer les données qui ne sont pas linéairement séparables.

Les MLP ont été largement utilisés dans divers domaines, notamment la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel et la reconnaissance vocale. La flexibilité de leur architecture et leur capacité à approximer n'importe quelle fonction sous certaines conditions en font un élément fondamental de la recherche sur l'apprentissage profond et les réseaux neuronaux. Nous allons nous pencher plus en détail sur certains de ses concepts clés.

- **Couche d'entrée**

La couche d'entrée se compose de nœuds ou de neurones qui reçoivent les données d'entrée initiales. Chaque neurone représente une caractéristique ou une dimension des données d'entrée. Le nombre de neurones dans la couche d'entrée est déterminé par la dimensionnalité des données d'entrée.

- **Couche cachée**

Entre les couches d'entrée et de sortie, il peut y avoir une ou plusieurs couches de neurones. Chaque neurone d'une couche cachée reçoit des entrées de tous les neurones de la couche précédente (soit la couche d'entrée, soit une autre couche cachée) et produit une sortie qui est transmise à la couche suivante. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée sont des hyperparamètres qui doivent être déterminés pendant la phase de conception du modèle.

- **Couche de sortie**

Cette couche est constituée de neurones qui produisent la sortie finale du réseau. Le nombre de neurones dans la couche de sortie dépend de la nature de la tâche. Dans la classification binaire, il peut y avoir un ou deux neurones en fonction de la fonction d'activation et représentant la probabilité d'appartenir à une classe, tandis que dans les tâches de classification multi-classes, il peut y avoir plusieurs neurones dans la couche de sortie. [29]

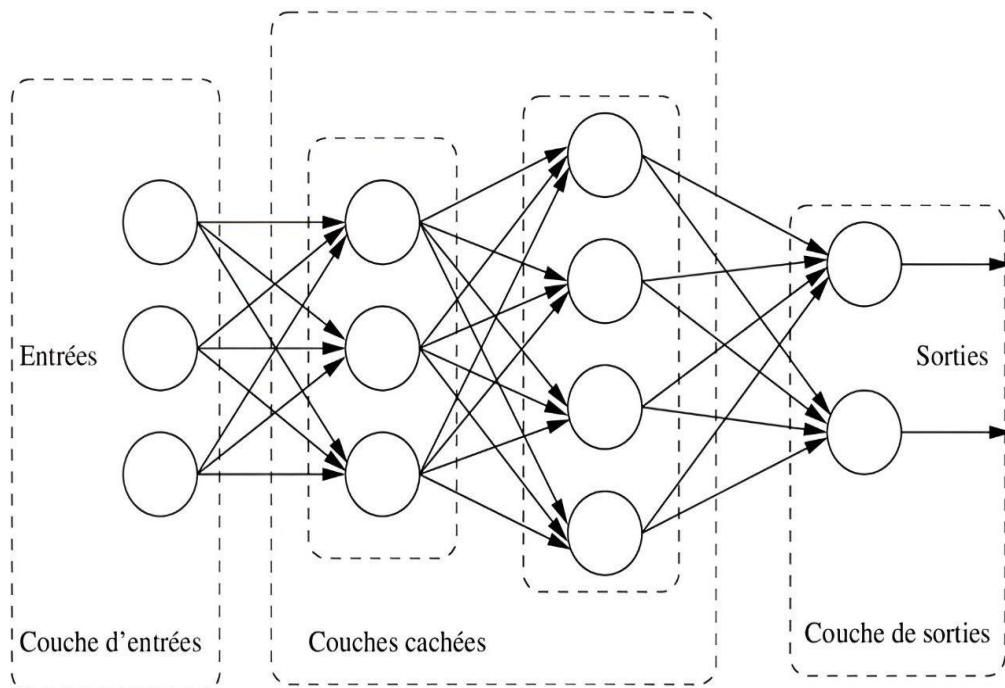


Figure 27 : structure d'un réseau perceptron multicouches

9. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage représente une étape du processus de développement d'un réseau de neurones, pendant laquelle son comportement est ajusté jusqu'à atteindre celui souhaité.

On identifie deux principales catégories d'algorithmes d'apprentissage :

-L'éducation supervisée

L'apprentissage implique la modification du poids des connexions entre les neurones :

-L'éducation non supervisée [30]

➤ L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique dans laquelle les données fournies à nos algorithmes de traitement des données sont étiquetées (en anglais on dit labeled data), c'est-à-dire que les classes correspondantes à ces données là sont connues. Les algorithmes doivent s'en servir pour prédire un résultat en vue de pouvoir le faire plus tard lorsque les données ne seront plus étiquetées.

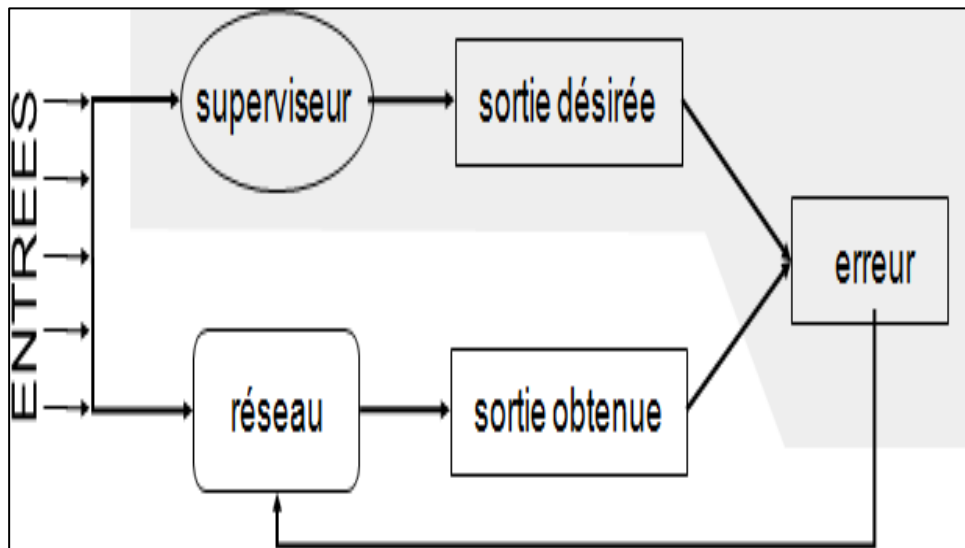


Figure 28 :l'apprentissage supervisé [30]

➤ Le mode non supervisé (ou auto-organisationnel)

L'apprentissage non supervisé est une méthode d'apprentissage qui ne nécessite pas l'utilisation de données labellisées. Il faudrait plutôt permettre au modèle de fonctionner de manière autonome pour déceler les caractéristiques et les liens entre ces données. Il s'agit d'une tâche de traitement plus complexe par rapport à l'apprentissage supervisé. Toutefois, l'apprentissage non supervisé peut s'avérer plus imprévisible que d'autres techniques d'apprentissage.

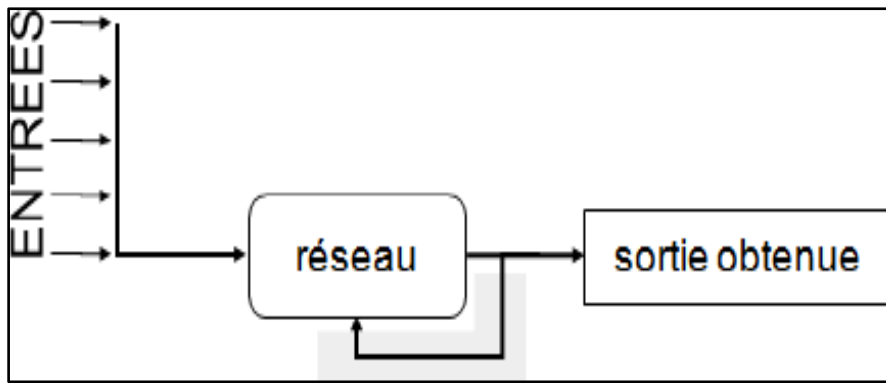


Figure 29 : Le mode non-supervisé [30]

10.L'algorithme de la rétro propagation du gradient

L'apprentissage du perceptron multicouche est supervisé, il consiste à adapter les poids des neurones de manière à ce que le réseau soit capable de réaliser la tâche demandée.

La méthode classique pour l'apprentissage du perceptron multicouche est l'algorithme de rétro-propagation, qui a été développé en particulier par Rumelhart et Parkenet le Cun en 1985. Cet algorithme repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles souhaitées. Le terme rétro-propagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée. [31] En résumé, nous utiliserons, pour l'apprentissage du réseau, l'algorithme de rétro propagation avec minimisation du gradient d'erreur qui est défini par les étapes suivantes : [32]

1. Initialiser les poids à des petites valeurs et les seuils du réseau.
2. Insérer à l'entrée du réseau une observation (exemple) de la base de données en forme de vecteur de caractéristiques, puis calculer sa valeur d'activation et sa fonction d'activation.

$$net_i = \sum_j w_{ij} o_j \quad (2.5)$$

$$o_i = f(net_i) \quad (2.6)$$

Avec:

f : La fonction d'activation.

O_i : La sortie du neurone i.

3. Évaluer l'erreur des sorties du réseau :

$$\delta_j = (d_j - o_j) o_j (1 - o_j) \quad (2.7)$$

d_j : La valeur de l'erreur désirée.

4. Ajuster les poids :

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j o \quad (2.8)$$

η : La valeur du taux d'apprentissage.

5. Évaluer le signal d'erreur pour chaque couche cachée :

$$\delta_j = o_j (1 - o_j) \sum_k w_{jk} \delta_k \quad (2.9)$$

6. Ajuster les poids de la couche cachée en utilisant la formule (2.8).
7. Répéter les étapes 2 à 6 pour l'ensemble des observations de la base d'apprentissage tant que le critère d'arrêt n'a pas été atteint. La formule de calcul de l'erreur quadratique de l'ensemble de la base d'apprentissage est définie comme suit :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_p (\sum_k d_{pk} - o_{pk})^2 \quad (2.10)$$

où p est l'indice d'un exemple de la base et k est l'indice du nœud de sortie. L'objectif est de minimiser cette erreur.

11. Conclusion

On a abordé, dans ce chapitre, la partie essentielle de ce travail, à savoir l'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans la classification d'un signal électrocardiogramme (ECG). On a donné tout d'abord quelques notions de base sur les RNA, leurs différents types ainsi que leur architecture. Ensuite, un peu de détail sur les MLP, les réseaux de neurones artificiels appliqués lors de ce travail.



Chapitre III : Analyse et Conception

1. Introduction

Dans le processus de développement logiciel, la phase de conception représente l'étape la plus cruciale pour assurer la qualité et la fiabilité du produit final. Elle permet de définir la structure interne du système ainsi que le comportement de ses différents composants, tout en anticipant son fonctionnement pour en faciliter la réalisation. Ce chapitre est organisé en quatre parties. Nous commencerons par une présentation du langage de modélisation UML (Unified Modeling Language) utilisé pour formaliser les différents aspects de notre système. Ensuite, nous exposerons la conception globale ainsi que les détails architecturaux du système proposé. La troisième partie sera consacrée à la description de la structure du réseau de neurones multicouche (MLP) mis en œuvre ainsi que du processus de classification adopté, basé sur l'algorithme de rétropropagation du gradient. Enfin, nous terminerons par la présentation des différents diagrammes de conception de notre application.

2. Définition du langage UML

Le langage de modélisation unifiée (UML) a été élaboré comme un instrument visuel normalisé afin de représenter de façon précise et significative des systèmes complexes, aussi bien d'un point de vue structurel que comportemental. On l'utilise généralement lors des phases d'architecture, de conception et de développement de logiciels. Outre son utilisation en ingénierie logicielle, UML est également appliqué à la modélisation des processus métiers et industriels. [33]



Figure 30 : UML Logo [34]

2.1. Le diagramme de classe

Le diagramme de classes est l'un des éléments les plus couramment utilisés dans le langage UML. Il permet aux ingénieurs logiciels de représenter de manière structurée l'architecture d'un système. En tant que diagramme de structure, il met en évidence les éléments qui composent le système ainsi que leurs

relations. Que l'on soit débutant ou expérimenté avec UML, il est possible de concevoir ce type de diagramme de façon intuitive à l'aide d'outils adaptés. [35]

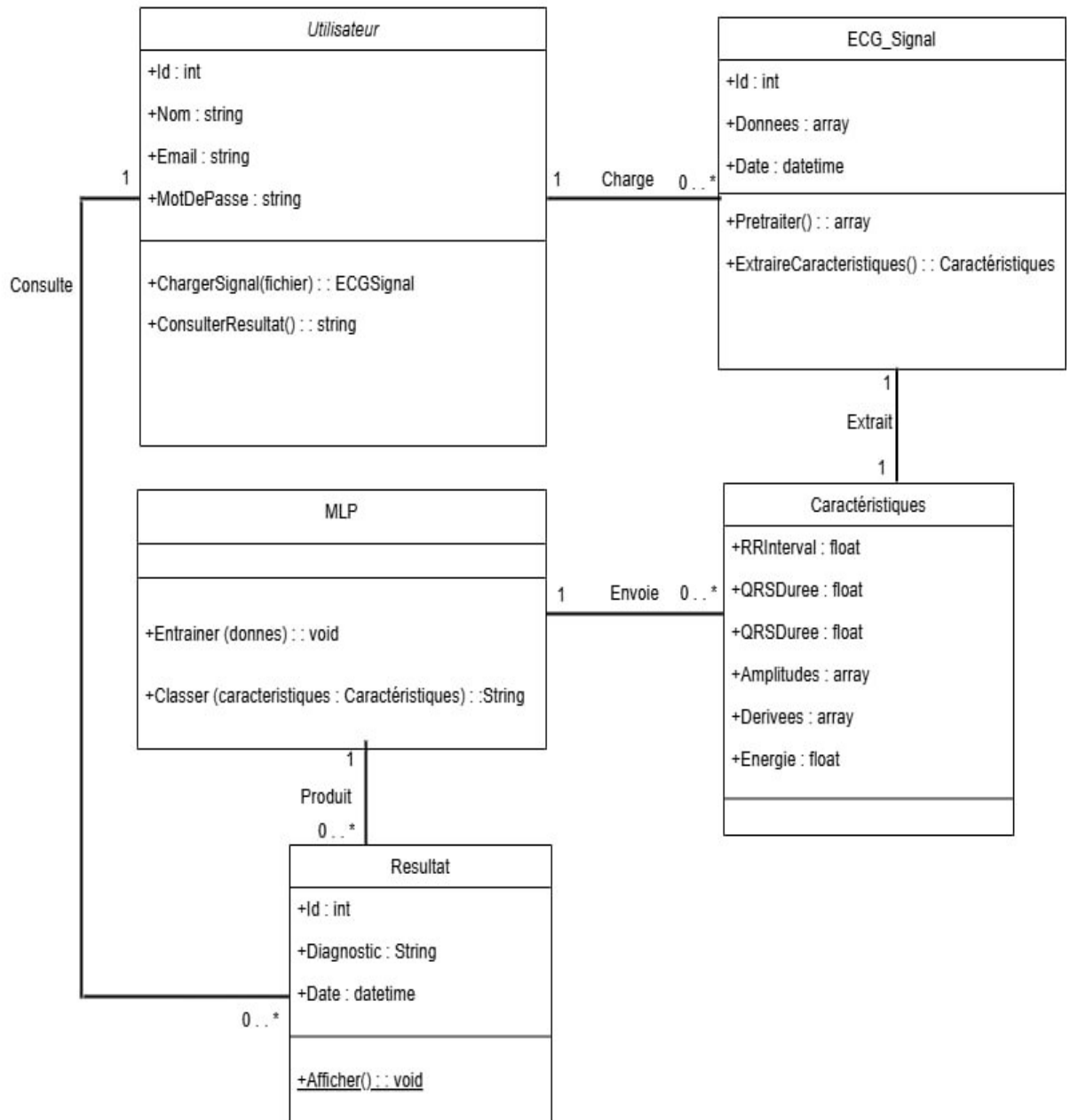


Figure 31 : Diagramme de classe pour le système

3. Architecture générale du système

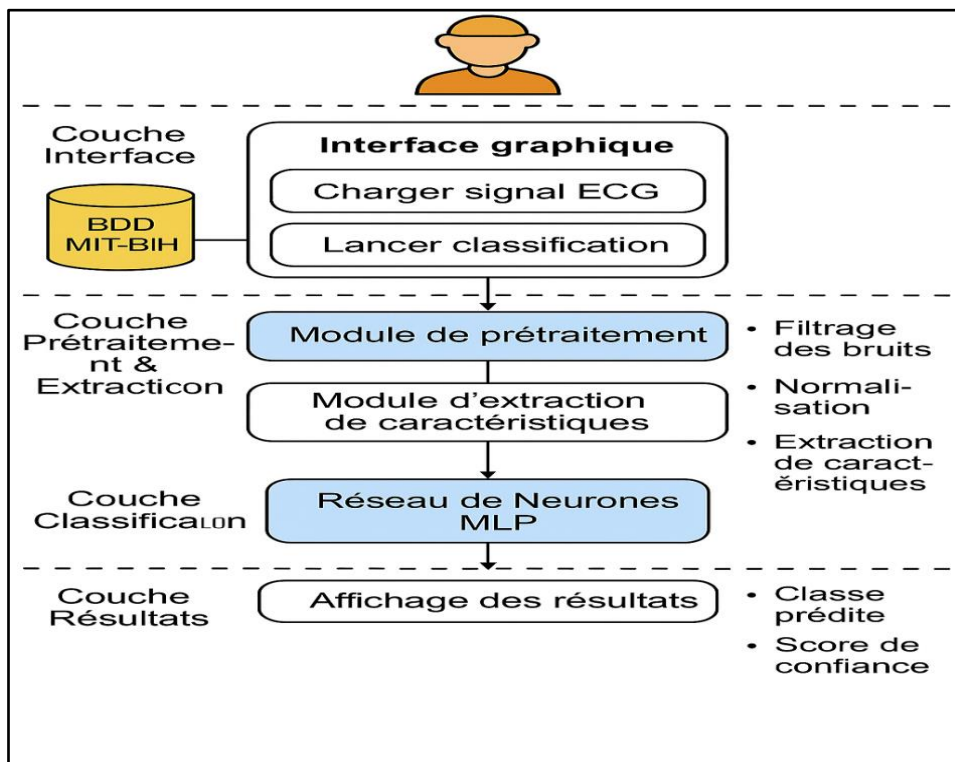


Figure 32 : Architecture globale du système

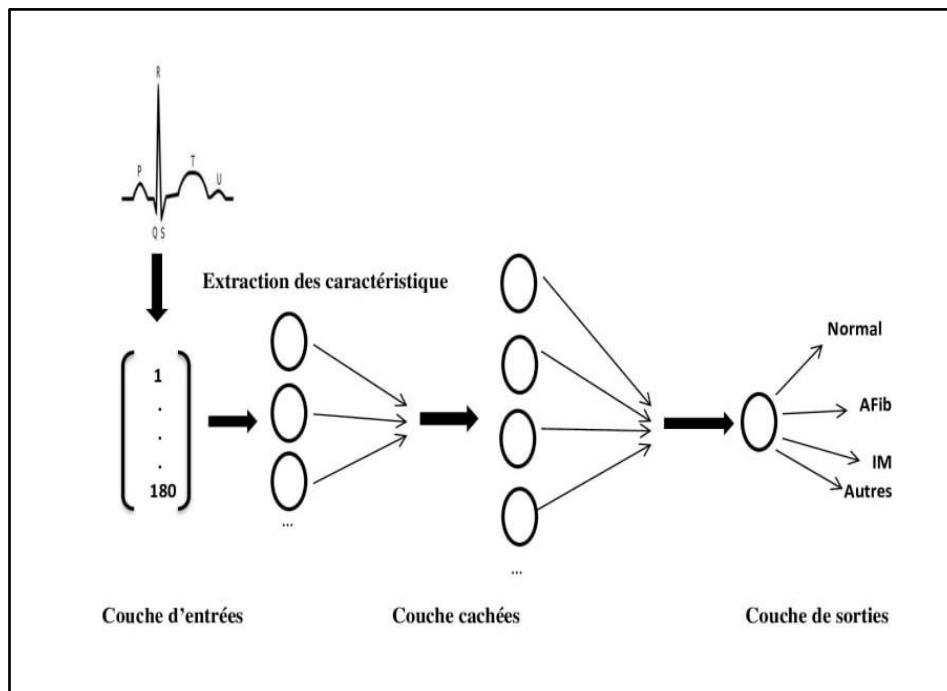


Figure 33: Les étapes du déroulement du système de classification des signaux ECG

Dans notre travail de classification des signaux ECG à l'aide de réseaux de neurones, nous avons conçu une architecture fonctionnelle organisée en quatre couches principales, comme illustré dans la figure :

1. **Couche interface** : elle permet à l'utilisateur d'interagir avec le système via une interface graphique. Cette couche offre des fonctionnalités telles que le chargement des signaux ECG depuis la base de données MIT-BIH et le lancement du processus de classification.
2. **Couche de prétraitement et d'extraction** : elle assure le filtrage des bruits présents dans le signal, puis réalise la normalisation et l'extraction des caractéristiques pertinentes nécessaires à la classification.
3. **Couche de classification** : elle intègre un réseau de neurones multicouche (MLP) capable d'identifier les différents types de signaux ECG. Ce réseau a été entraîné au préalable à partir de données annotées, bien que la phase d'apprentissage ne soit pas représentée comme une couche dans l'architecture.
4. **Couche Résultats** : cette couche présente les résultats de la classification, en indiquant la classe prédite (par exemple : IM, AFib ou battement normal) ainsi que le degré de confiance associé à la décision.

4. Le réseau de neurones utilisé dans notre travail

Dans le cadre de notre travail, nous avons utilisé un réseau de neurones artificiels comme classifieur, en commençant par la création de modèles de type perceptron multicouche (MLP). Ces réseaux reçoivent en entrée un vecteur composé de cinq paramètres et intègrent un ou plusieurs niveaux de couches cachées comportant un certain nombre de neurones. Les valeurs intermédiaires générées (sortie d'une couche servant d'entrée à la suivante) ne sont pas connues de manière explicite. Le système a été entraîné pour distinguer trois types de signaux : une arythmie cardiaque liée à l'infarctus du myocarde (IM), une autre correspondant à la fibrillation auriculaire (AFib), ainsi qu'un troisième type représentant les battements cardiaques normaux (N).

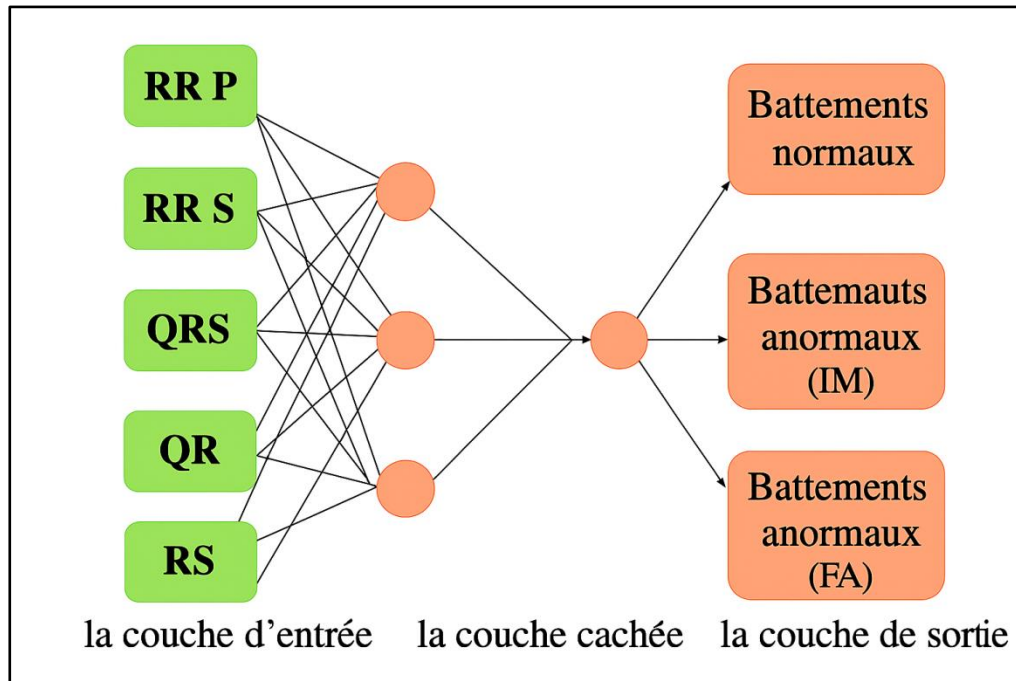


Figure 34 : Exemple d'un réseau de neurones utilisé

5. Conception

5.1. Diagramme de cas utilisation

Ce diagramme a pour objectif de représenter l'aspect fonctionnel du système de classification des signaux ECG à l'aide de réseaux de neurones. Il illustre les interactions entre les différents acteurs humains et les fonctionnalités offertes par l'application. Dans notre cas, l'utilisateur principal est un acteur humain qui interagit directement avec le système pour créer un compte, s'authentifier, charger les signaux ECG, les classifier, puis visualiser les résultats. Un second acteur, l'administrateur, dispose de privilèges supplémentaires, lui permettant de lancer le processus de classification, d'initier l'apprentissage du réseau de neurones artificiels (RNA) et d'afficher les types de maladies détectées. La figure suivante présente le diagramme de cas d'utilisation de notre système.

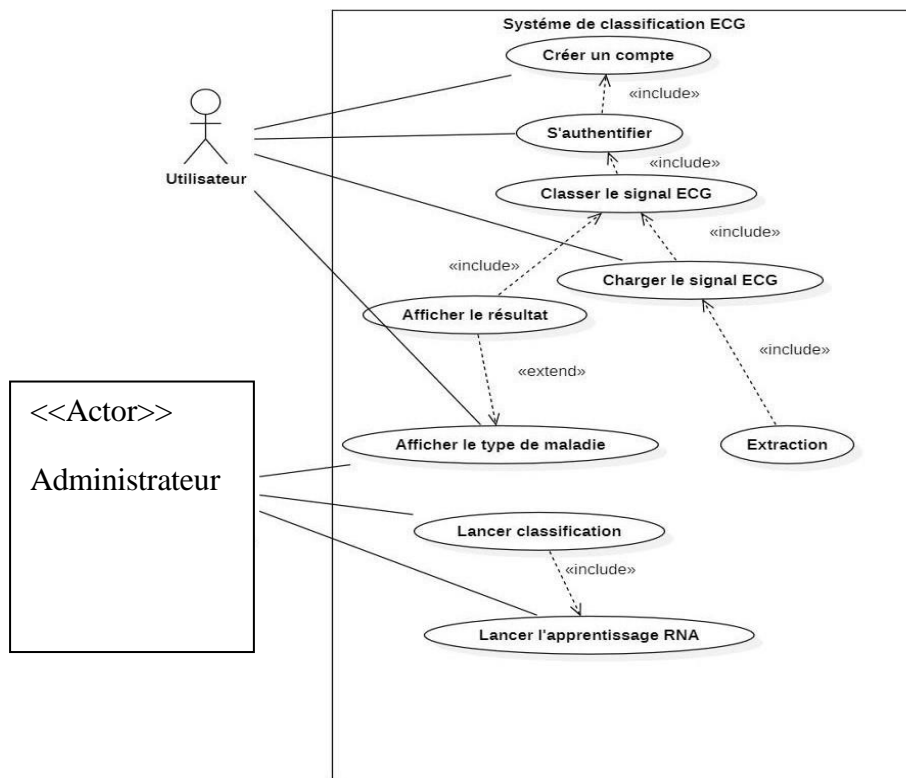


Figure 35 : Diagramme de cas utilisation

5.2. Diagramme de séquence

- Partie inscription

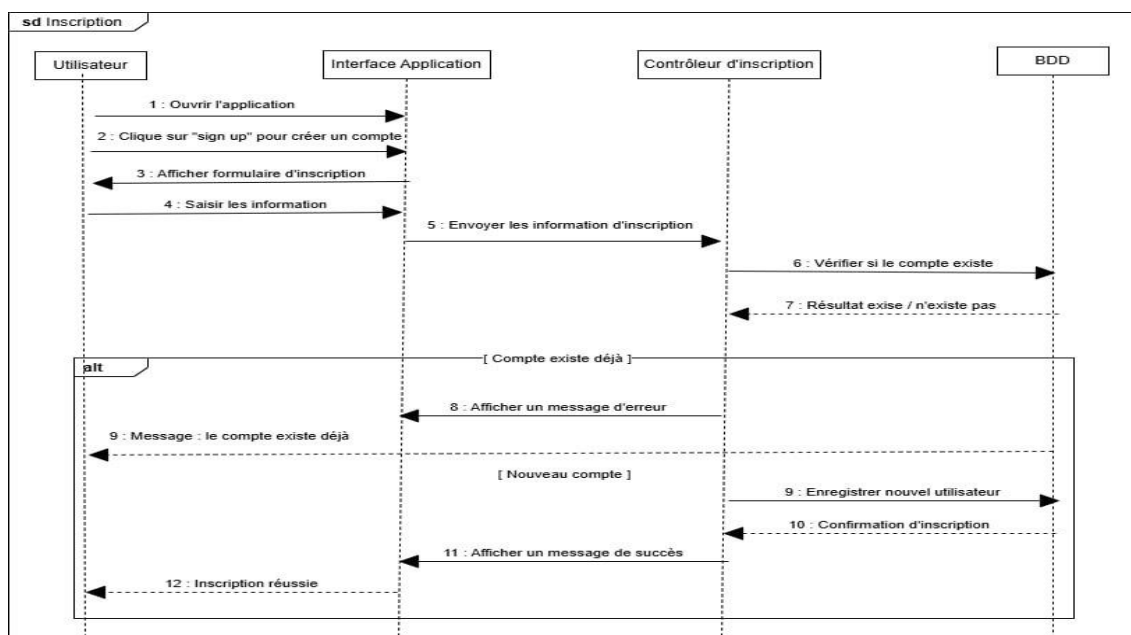


Figure 36:Diagramme de séquence « partie inscription »

- **Partie Authentification**

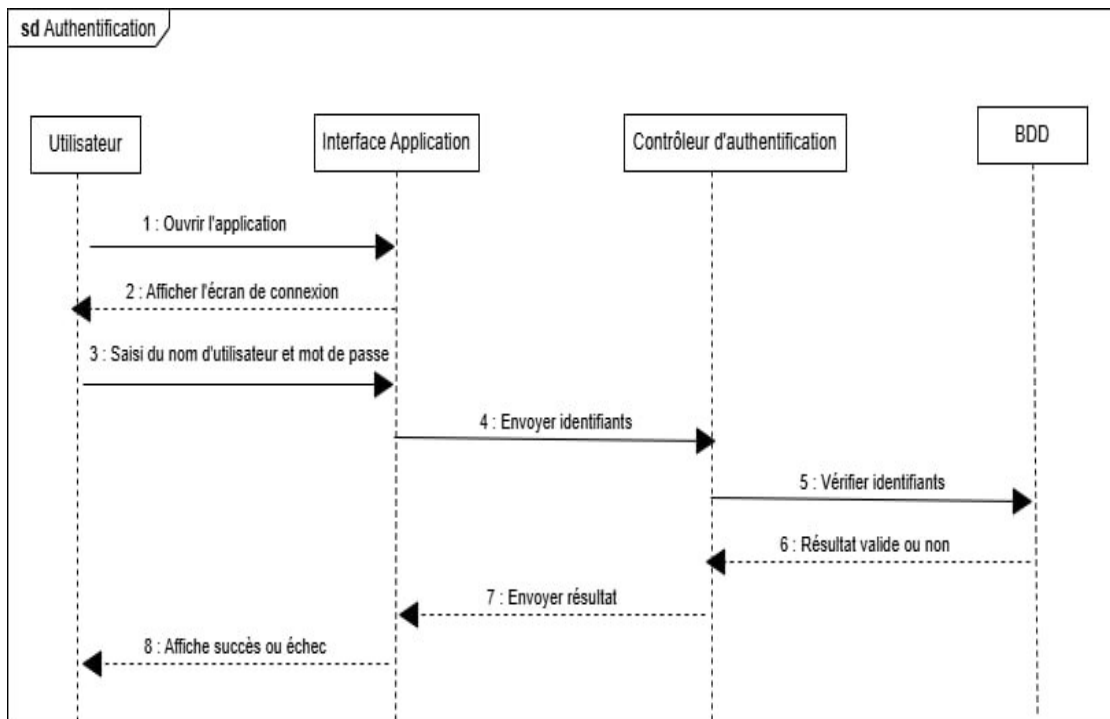


Figure 37:Diagramme de séquence « Partie Authentification»

- **Partie charger le signal ECG**

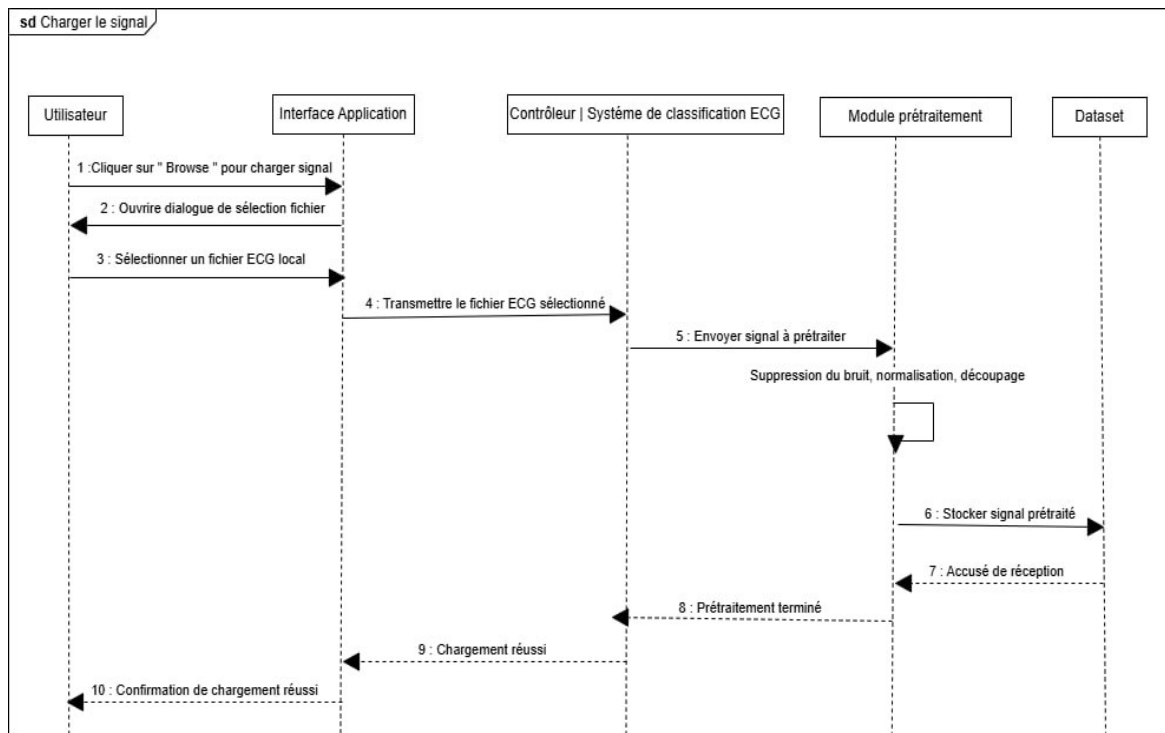


Figure 38: Diagramme de séquence « Partie charger le signal ECG »

- Partie extraction

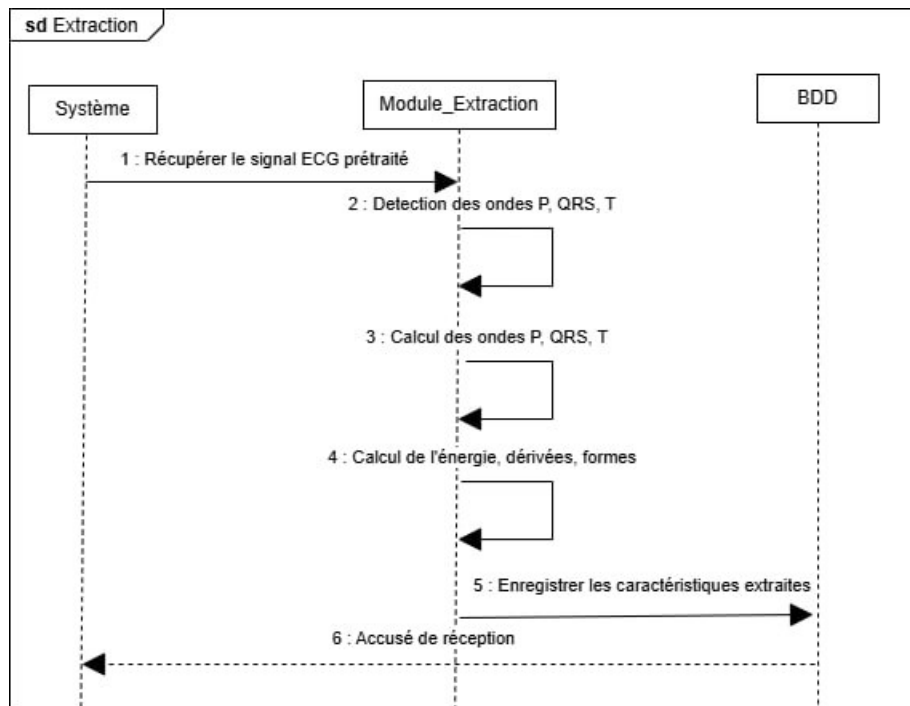


Figure 39: Diagramme de séquence «Partie extraction»

- Partie classer le signal ECG

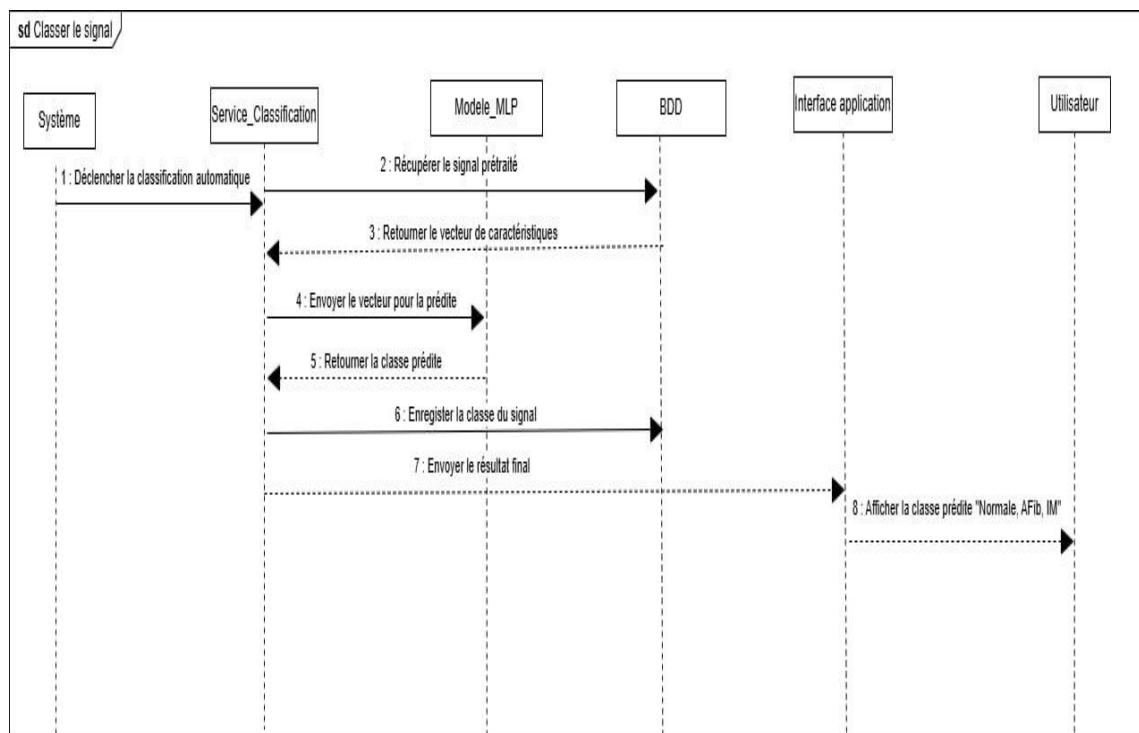


Figure 40: Diagramme de séquence «Partie classer le signal ECG»

6. La base de données d'apprentissage (Dataset)

6.1. Définition d'un dataset (jeu de données)

Un jeu de données, également connu sous le nom de dataset, désigne un ensemble organisé d'informations numériques, généralement présenté sous forme de tableaux ou de fichiers structurés. Lorsqu'il est appliqué à la classification des signaux ECG, ce jeu de données contient des enregistrements d'activité électrique cardiaque, associés à des annotations cliniques précisant la nature des battements (normaux ou présentant des anomalies). [36]

Ces jeux de données jouent un rôle central dans les approches d'apprentissage automatique, notamment pour l'entraînement des réseaux de neurones. En exposant le modèle à un grand nombre de signaux préalablement identifiés, celui-ci apprend à détecter des schémas caractéristiques tels que les complexes QRS, les extrasystoles ou encore les épisodes de fibrillation. Grâce à cet apprentissage, le modèle devient capable de classer automatiquement de nouveaux signaux ECG inconnus.

Dans ce domaine, un jeu de données peut inclure plusieurs types d'informations, notamment :

- Les signaux ECG bruts : enregistrements continus du cœur sur une période de temps ;
- Les annotations médicales : identification du type de battement (sinusal, ventriculaire, auriculaire, etc.) ;
- La fréquence d'échantillonnage : qui définit la précision temporelle des mesures ;

Les données patient (parfois disponibles) : comme l'âge, le sexe ou les antécédents médicaux ;

- Les dérivations ECG utilisées pour la mesure : telles que MLII ou V1.

Parmi les bases de données les plus reconnues figure la MIT-BIH Arrhythmia Database, largement utilisée dans la recherche. Elle contient des tracés ECG annotés par des spécialistes et sert de référence pour la formation et la validation de modèles de classification automatisée. [37]

6.2. Rôle d'un dataset dans l'apprentissage automatique (application à l'ECG)

- Ensemble de données utilisé pour entraîner un modèle d'IA à effectuer une tâche spécifique (ici : classification de signaux ECG).
- Apprentissage supervisé :
 - Les signaux ECG sont étiquetés avec leurs classes (ex. : normal, extrasystole, fibrillation).
 - Permet au modèle de reconnaître des motifs spécifiques.
- Annotation des signaux :
 - Réalisée par des professionnels de santé.
 - Sert à donner un sens médical aux signaux bruts (ex. : type de battement cardiaque).

- Indispensable pour l'efficacité du modèle.
- Importance de la diversité des données :
 - Un dataset varié (types de patients, pathologies, conditions d'enregistrement) renforce la robustesse du modèle.
 - Améliore la capacité à généraliser sur de nouveaux cas réels.
 - Réduit le biais et augmente la fiabilité clinique.
- Exemple concret :
 - La base MIT-BIH Arrhythmia est souvent utilisée pour entraîner des modèles de classification ECG. [38]

6.3. Structure d'un dataset ECG :

- Signaux bruts :
 - Mesures continues de l'activité électrique du cœur, enregistrées à l'aide d'électrodes.
 - Fréquence d'échantillonnage souvent élevée (ex. : 360 Hz).
 - Plusieurs dérivations possibles (ex. : MLII, V1).
- Annotations des battements :
 - Chaque battement est identifié et classé (normal, anormal, etc.).
 - Étiquetage réalisé manuellement par des experts médicaux.
 - Sert de référence pour l'apprentissage supervisé.
- Métadonnées :
 - Informations complémentaires comme l'ID de l'enregistrement, le type de dérivation ou l'état clinique général.
 - Données personnelles (âge, sexe) souvent absentes pour préserver la confidentialité.
- Formats de fichiers :
 - Utilisation du format WFDB, composé de plusieurs fichiers :
 - dat : signaux ECG
 - hea : informations descriptives
 - atr : annotations de battements
 - Données convertibles en formats courants (CSV, NumPy) pour faciliter l'analyse automatique. [39]

6.4. Types de datasets ECG

Il existe plusieurs types de bases de données ECG, chacune adaptée à des objectifs spécifiques tels que la détection d'arythmies, le diagnostic de pathologies cardiaques ou l'analyse de signaux ECG normaux.

1. MIT-BIH Arrhythmia Database

- Objectif : évaluation des détecteurs d'arythmies et recherche sur les dynamiques cardiaques.
- Contenu : 48 enregistrements ECG ambulatoires de 30 minutes à deux canaux, provenant de 47 sujets.
- Spécifications :
 - Échantillonnage à 360 Hz avec une résolution de 11 bits sur une plage de ± 5 mV.
 - Annotations manuelles par des cardiologues pour environ 110 000 battements.
- Utilisation : largement utilisé pour le développement et la validation d'algorithmes de détection d'arythmies. [40]

2. PTB Diagnostic ECG Database

- Objectif : analyse diagnostique des maladies cardiaques variées.
- Contenu : 549 enregistrements ECG de 15 dérivations (12 standards + 3 Frank leads) de 290 sujets âgés de 17 à 87 ans.
- Spécifications :
 - Échantillonnage à 1000 Hz avec une résolution de 16 bits.
 - Informations cliniques détaillées disponibles dans les fichiers d'en-tête.
- Utilisation : Idéal pour l'entraînement de modèles de diagnostic ECG, y compris la détection d'infarctus du myocarde. [41]

3. St Petersburg INCART 12-lead Arrhythmia Database

- Objectif : analyse des arythmies à partir d'enregistrements ECG Holter.
- Contenu : 75 enregistrements ECG de 30 minutes à 12 dérivations, extraits de 32 enregistrements Holter.
- Spécifications :
 - Échantillonnage à 257 Hz.
 - Plus de 175 000 annotations de battements.
 - Informations sur l'âge, le sexe et les diagnostics des patients disponibles dans les fichiers d'en-tête.
- Utilisation : Utile pour l'étude des arythmies complexes et des conditions telles que l'ischémie et les troubles de conduction. [42]

7. Les catégories de maladies traité

Dans le cadre de ce travail, trois types de signaux ECG ont été sélectionnés afin d'entraîner un modèle de réseau de neurones à les distinguer automatiquement : le rythme cardiaque normal,

la fibrillation auriculaire et l'infarctus du myocarde. Chacun de ces cas présente des caractéristiques électrophysiologiques spécifiques, justifiant leur inclusion dans l'étude. Le tableau ci-dessous résume les éléments essentiels à leur reconnaissance automatique.

Cas étudié	Caractéristique du signal ECG	Objectif du modèle
Rythme sinusal normal	Présence d'une onde P régulière précédant chaque complexe QRS, suivi d'une onde T bien définie. Le rythme est stable et cohérent. [43]	Identifier et confirmer la normalité du signal pour l'exclure des diagnostics pathologiques. [43]
Infarctus myocarde	Altérations notables sur certaines dérivations, telles qu'une élévation ou une dépression du segment ST, inversion de l'onde T, ou apparition d'ondes Q anormales. [44]	Détecter précocement cet événement critique afin de soutenir une prise en charge urgente. [44]
Fibrillation auriculaire	Désorganisation de l'activité auriculaire, absence d'ondes P claires, et rythme ventriculaire irrégulier, parfois rapide. [45]	Identifier ce trouble du rythme pour une surveillance médicale ou une intervention. [45]

Tableau 1 : Caractéristiques des signaux ECG et objectifs de modélisation pour différents cas cliniques

8. Conclusion

Ce chapitre a établi les fondations pour la conception de notre système en précisant son architecture, ses éléments constitutifs et leurs interactions. L'emploi du langage UML a rendu possible une modélisation structurée des fonctionnalités de l'application, ce qui simplifie la compréhension et le dialogue entre les intervenants. L'implémentation d'un réseau de neurones à plusieurs couches (MLP), entraîné grâce à l'algorithme de rétro propagation du gradient, constitue une approche efficace pour effectuer le processus de classification. Cette étape de conception est cruciale pour orienter le développement et assurer la cohérence ainsi que l'efficacité du produit final.



Chapitre IV : Réalisation et Implémentation

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les différentes étapes pratiques réalisées pour concevoir et implémenter notre système de classification des signaux ECG. Après avoir sélectionné les outils et les données nécessaires, nous avons procédé au traitement des signaux bruts, à la mise en place du modèle d'intelligence artificielle, puis à son entraînement et à son évaluation. Cette phase de réalisation vise à transformer les concepts théoriques en une solution fonctionnelle capable d'analyser les signaux ECG et de détecter les anomalies de manière automatique et efficace.

2. Outils logiciels

2.1. Environnement

Eclipse IDE for Java : est un environnement de développement intégré open source qui fournit aux développeurs un ensemble complet d'outils pour créer, modifier, compiler et déboguer des applications Java. Sa conception modulaire basée sur un système de plugins permet une personnalisation avancée selon les besoins spécifiques des projets. Eclipse se distingue par son interface organisée en perspectives et vues, ses fonctionnalités d'édition intelligente et ses capacités d'intégration avec divers outils de développement. [46]



Figure 41 :Logo Eclipse

Visual Studio Code (VS Code) : est un éditeur de code source léger mais performant, conçu par Microsoft. Gratuit et open source, il est compatible avec plusieurs systèmes d'exploitation, notamment Windows, macOS et Linux. Bien qu'il ne soit pas un IDE à part entière, il propose de nombreuses fonctionnalités comparables, ce qui le rend très apprécié des développeurs. Sa simplicité d'utilisation, sa flexibilité et la richesse de ses extensions en font un outil adaptable à une grande variété de langages et de projets de développement. [47]



Figure 42 : Logo Visual Studio Code

Anaconda : est une distribution open source de Python et R, spécialement conçue pour les domaines du calcul scientifique, de la data science et de l'apprentissage automatique. Elle regroupe un ensemble complet d'outils, de bibliothèques ainsi qu'un gestionnaire d'environnements nommé Conda, qui simplifient l'installation, la gestion et l'exécution de projets dans des environnements isolés et contrôlés. [48]



Figure 43 : Anaconda Navigator

Jupyter Notebook : est un environnement interactif open source conçu pour le calcul scientifique et l'analyse de données dans plusieurs langages de programmation (plus de 40, dont Python, R et Julia). Il s'appuie sur des standards ouverts et propose une interface web conviviale permettant de créer, d'exécuter et de partager des documents dynamiques. Ces documents peuvent contenir du code exécutable, du texte explicatif, des formules mathématiques, des graphiques et d'autres éléments interactifs, ce qui en fait un outil polyvalent utilisé en recherche, en enseignement et en science des données. [49]



Figure 44 : Logo Jupyter

XAMPP : est une solution logicielle libre et gratuite permettant de configurer facilement un serveur web local sur son ordinateur. Le nom « XAMPP » regroupe plusieurs composants essentiels : *X* pour la compatibilité multiplateforme (Windows, macOS, Linux), *Apache* comme serveur web, *MariaDB* pour la gestion des bases de données (remplaçant MySQL), ainsi que *PHP* et *Perl*, deux langages de programmation côté serveur. Cet outil est largement utilisé par les développeurs pour concevoir, tester et valider des sites web ou des applications localement avant leur mise en ligne. Son installation simplifiée le rend accessible même aux utilisateurs sans expérience technique avancée. [50]



Figure 45: logo XAMPP

2.2. Bibliothèques utilisées

Numpy : est la bibliothèque fondamentale pour le calcul scientifique en Python. Elle fournit un objet puissant pour manipuler des tableaux (arrays) multidimensionnels, ainsi que des outils pour travailler avec ces tableaux (algèbre linéaire, transformées de Fourier, etc.). C'est la base de nombreuses autres bibliothèques scientifiques. [51]



Figure 46 : Logo numpy

WFDB (Waveform Database) : une bibliothèque spécialisée pour lire, écrire et traiter des signaux physiologiques (comme les ECG) et leurs annotations, notamment ceux provenant de bases de données comme PhysioNet (par exemple, la base MIT-BIH utilisée dans le code). [52]

Matplotlib : est une bibliothèque Python largement utilisée pour la création de visualisations de données, qu'elles soient statiques, animées ou interactives. Elle offre de nombreux outils pour produire différents types de graphiques, tels que des courbes, des histogrammes, des diagrammes en barres, et bien d'autres, ce qui en fait un choix privilégié pour l'analyse et la représentation visuelle des données. [53]



Figure 47: Logo matplotlib

Scikit-learn (sklearn) : une bibliothèque open-source fondamentale pour l'apprentissage automatique en Python. Elle offre des outils simples et efficaces pour l'analyse de données et la modélisation, couvrant des tâches comme la classification, la régression, le clustering, la réduction de dimensionnalité, la sélection de modèles et le prétraitement. [54]



Figure 48: Logo scikit-learn

2.3. Framework

TensorFlow : un framework open-source puissant pour le calcul numérique et l'apprentissage automatique, particulièrement adapté au deep learning. [55]



Figure 49 : Logo TensorFlow

Keras : une API de haut niveau pour les réseaux neuronaux, fonctionnant sur TensorFlow, facilitant la construction, l'entraînement et l'évaluation de modèles de deep learning. [56]



Figure 50 : Logo Keras

JavaFX : est une plateforme et un ensemble d'API dédiés au développement d'applications Java multiplateformes avec des interfaces riches et interactives. Remplaçant Swing comme bibliothèque graphique principale, JavaFX propose des outils modernes pour créer des interfaces utilisateur sophistiquées, intégrant notamment la personnalisation via CSS, une large gamme de composants visuels, des capacités avancées en graphisme 2D et 3D, ainsi que la gestion native de contenus multimédias. [57]



Figure 51: Logo Java FX

2.4. Langages de programmation

Python : est un langage de programmation interprété, capable de fonctionner sur différents systèmes d'exploitation et prenant en charge plusieurs styles de programmation, notamment orienté objet et procédural. Il est largement reconnu pour sa syntaxe épurée et intuitive, ce qui en fait un choix privilégié pour les débutants, tout en offrant des fonctionnalités avancées adaptées aux besoins des développeurs confirmés. Grâce à une bibliothèque standard riche et à un large éventail de modules externes, Python est utilisé dans de nombreux domaines tels que le développement web, la science des données, l'intelligence artificielle, l'automatisation des tâches et les applications scientifiques. [58]

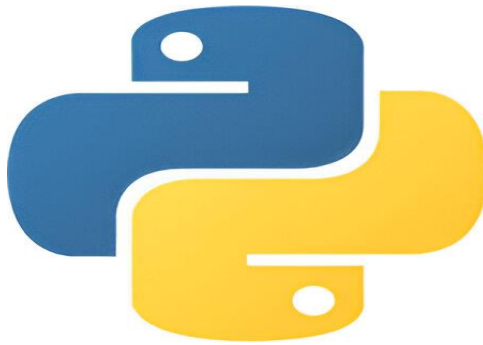


Figure 52 : Logo python

Java : est un langage de programmation orienté objet, conçu pour fonctionner sur plusieurs plateformes sans modification du code source. Très répandu dans le développement d'applications web, mobiles et d'entreprise, il repose sur le principe « écrire une fois, exécuter partout », rendu possible grâce à la Java Virtual Machine (JVM). Java met l'accent sur la fiabilité et la sécurité, et s'appuie sur des notions clés telles que les classes, l'héritage et les interfaces. Il propose également un vaste ensemble de bibliothèques facilitant la création d'interfaces graphiques et la gestion des communications réseau. [59]



Figure 53 : Logo Java

2.5. Interface en ligne de commande

Anaconda Prompt : est une interface en ligne de commande (CLI) fournie avec la distribution Anaconda. Anaconda elle-même est une distribution open-source populaire des langages Python et R, particulièrement utilisée dans le domaine de la science des données et de l'apprentissage automatique. L'Anaconda Prompt permet aux utilisateurs d'interagir avec l'écosystème Anaconda directement via des commandes textuelles. Il est principalement utilisé pour gérer des environnements virtuels (créer, activer, désactiver), installer et gérer des paquets logiciels (bibliothèques Python/R), et exécuter des scripts. C'est un outil essentiel pour les développeurs et data scientists qui utilisent Anaconda pour organiser leurs projets et dépendances. [60]



Figure 54 : Logo Anaconda Prompt

3. Résultats et analyse

Dans le cadre de notre travail, nous avons implémenté un réseau de neurones MLP (perceptron multicouches) conçu pour la classification des signaux ECG. Ce modèle comporte une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie, ce qui lui permet d'apprendre des représentations complexes du signal.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et prometteurs, avec une capacité notable à distinguer entre les différentes classes de signaux ECG. Le modèle a été évalué sur un jeu de données de test, et les prédictions finales ont montré un haut taux de précision, notamment pour les cas normaux (par exemple : 99,8 % pour la classe "Normal").

Le tableau présenté ci-dessous illustre les résultats de l'évaluation, les probabilités de prédiction pour chaque classe (telles que "Normal", "Afib", "IM", autres...), ainsi que le temps de test nécessaire pour produire la prédiction finale.

Ces résultats confirment l'efficacité du MLP dans l'analyse automatique des signaux ECG et ouvrent la voie à une future application clinique pour l'aide au diagnostic.

Maladies	Normal	Fibrillation auriculaire (AFib)	infarctus du myocarde(IM)	autres
Résultats de l'évaluation (%)	99.8	50	99.4	99.9
Le temps de teste (S)	0.50	0.50	0.50	0.50

Tableau 2 : Performance de l'évaluation du modèle

4. Interfaces de l'application

Dans cette section, nous présentons quelques interfaces de l'application.

4.1. Page d'accueil

Il s'agit de la page d'accueil de l'application, permettant à l'utilisateur de s'inscrire ou de se connecter.



Figure 55 : Page d'accueil

4.2. Page d'inscription

Sur cette page, vous devez vous inscrire avec vos informations personnelles pour créer un compte.

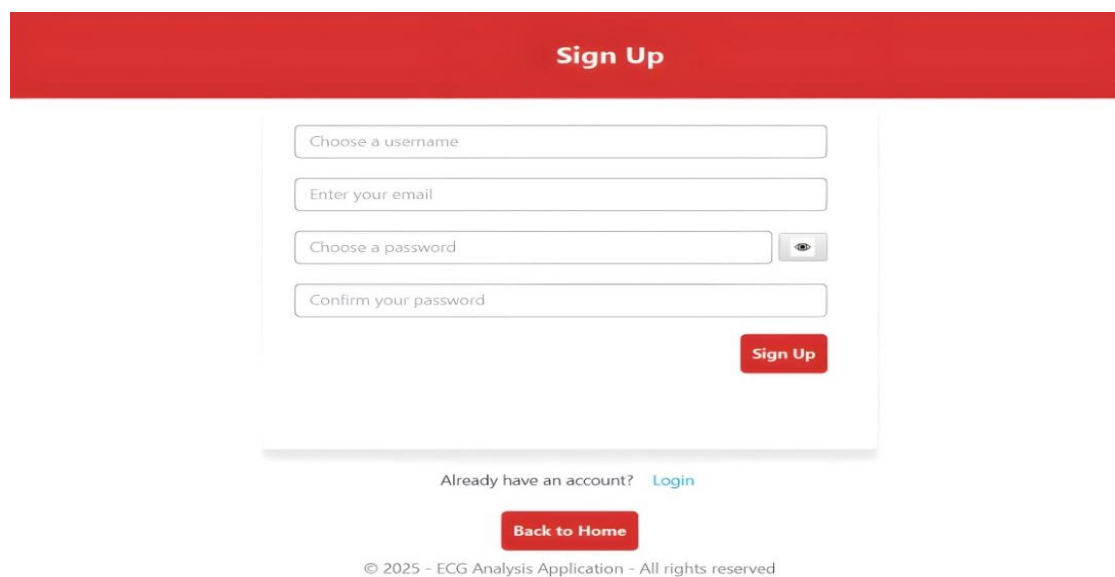


Figure 56 : Page d'inscription

4.3. Page d'authentification

Cette page permet aux patients déjà enregistrés de se connecter à leur compte.

Enter your username

Enter your password

Login

Don't have an account? [Sign up](#)

Back to Home

© 2025 - ECG Analysis Application - All rights reserved

Figure 57:Page d'authentification

4.4. Page de chargement du signal ECG

Cette page vous permet de sélectionner un fichier pour analyser le signal ECG.

malade1

History Logout

Choose an ECG file to analyze

No ECG file selected

Browse

Analyze ECG Signal

© 2025 - ECG Analysis Application - All rights reserved

Figure 58:Page de chargement du signal ECG

4.4.1. Page de présentation d'un résultat normal

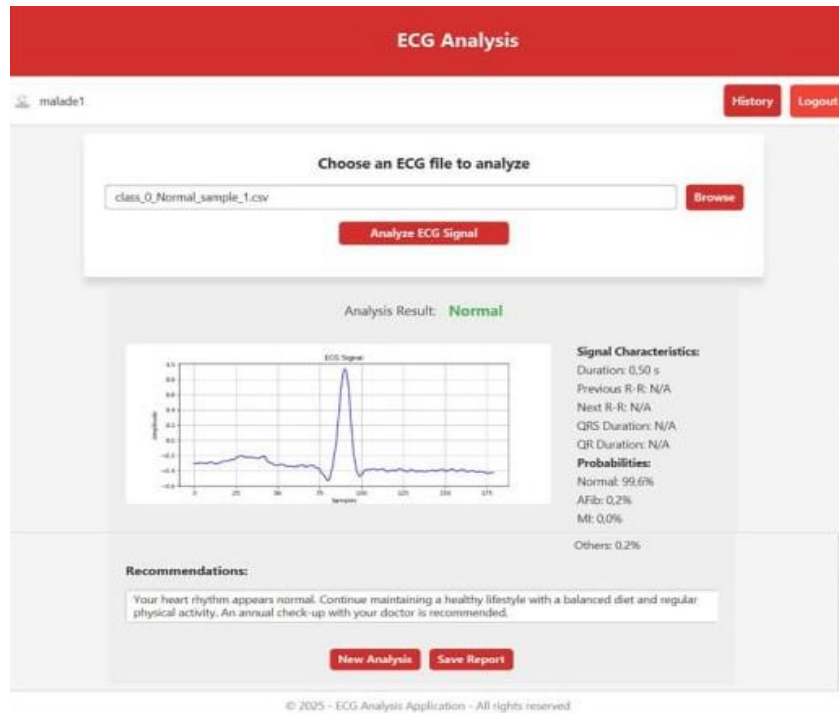


Figure 59:Page de présentation d'un résultat normal

4.4.2. Page présentant une fibrillation auriculaire

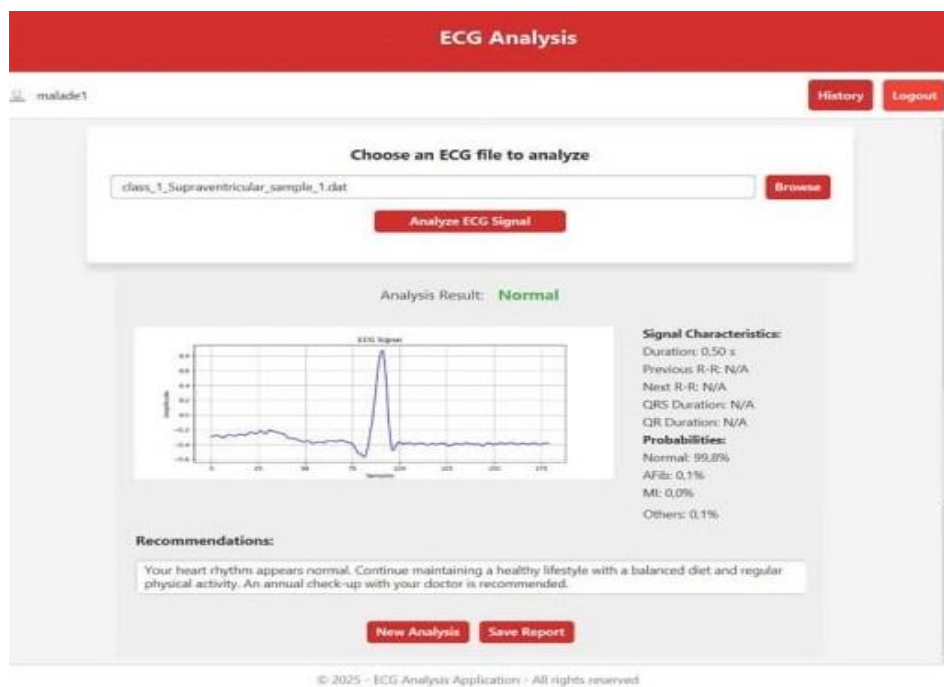


Figure 60:Page présentant une fibrillation auriculaire

4.4.3. Page présentant un infarctus du myocarde

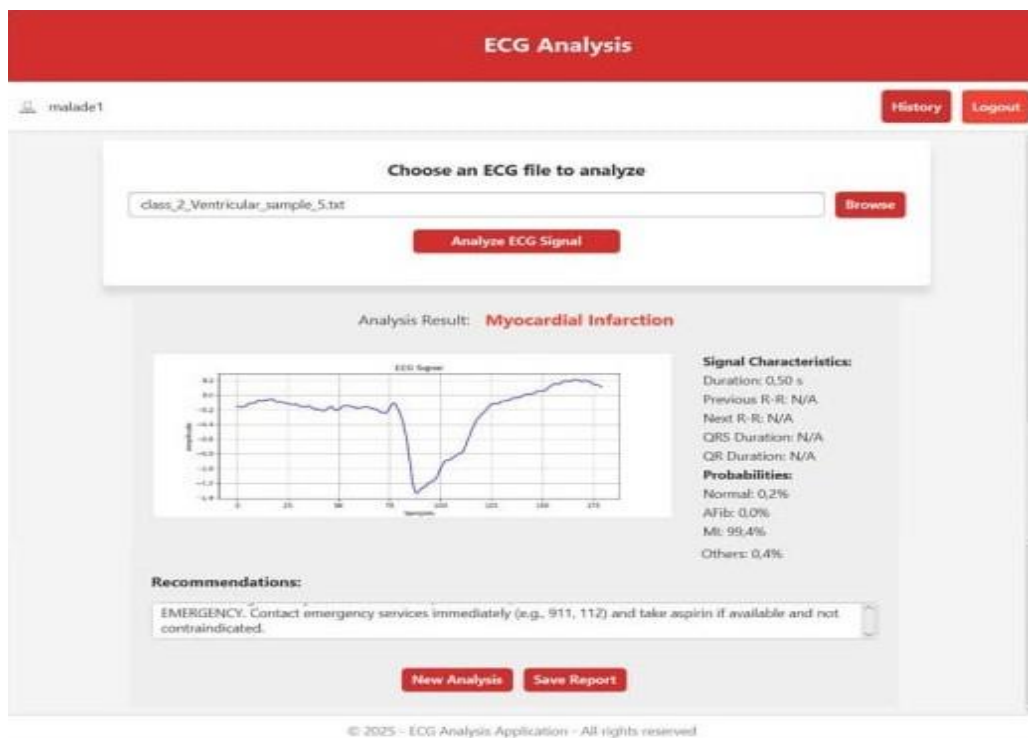


Figure 61:Page présentant un infarctus du myocarde

4.4.4. Page présentant un autre cas de maladie

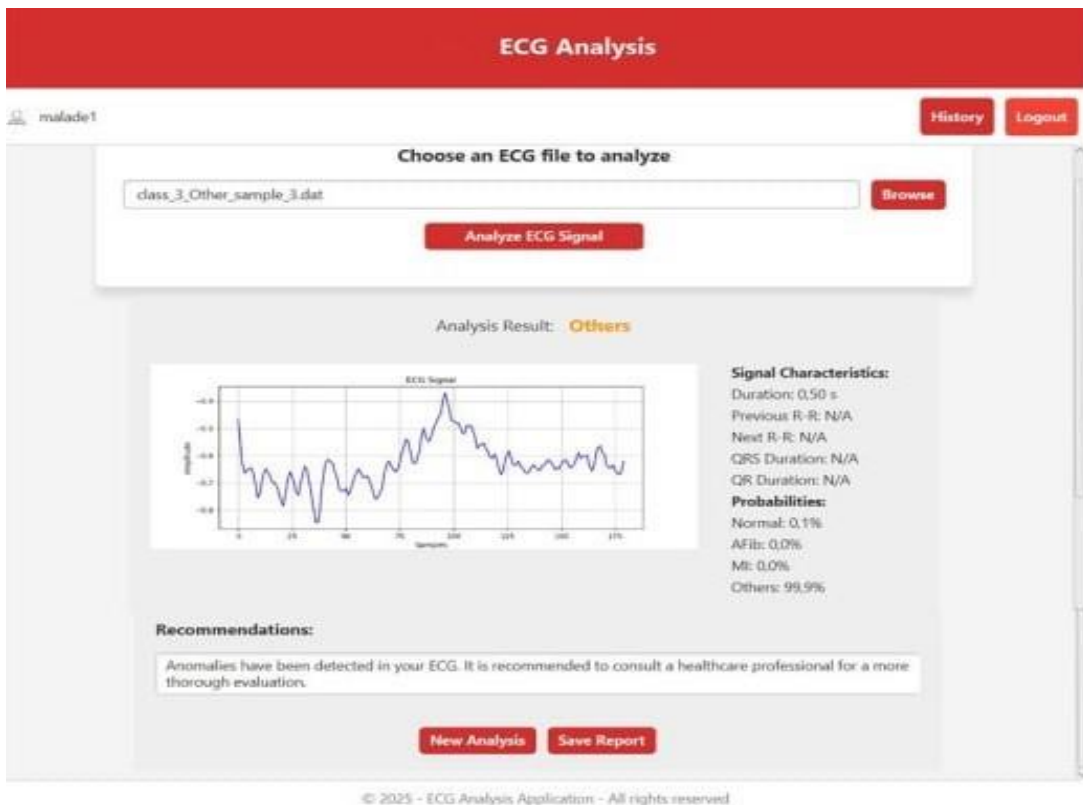


Figure 62:Page présentant un autre cas de maladie

4.5. Page de l'historique

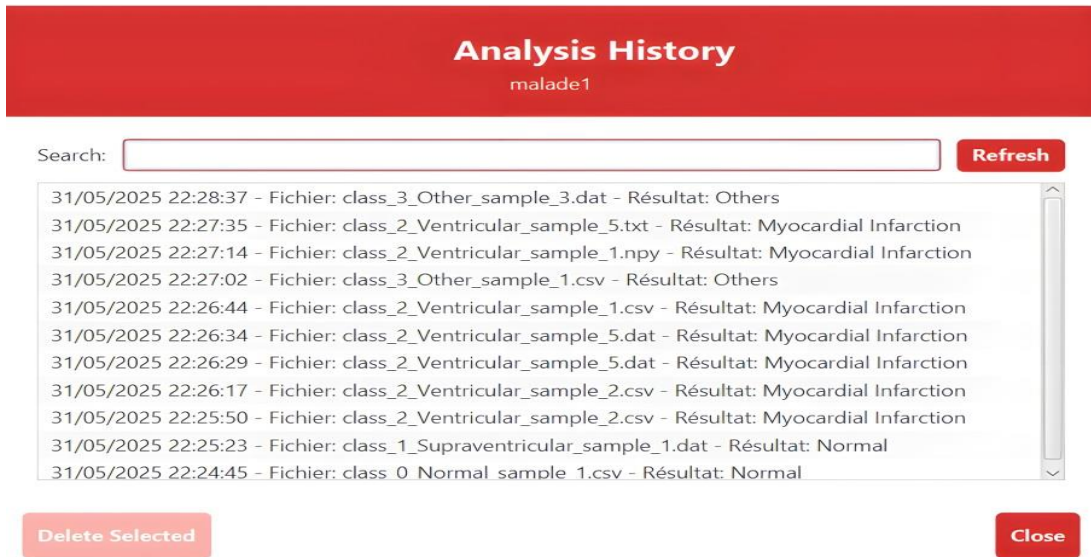


Figure 63:Page de l'historique

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous présentons les outils et langages nécessaires au développement de notre application de classification de signaux ECG. Nous détaillons l'implémentation du système de recommandation contextuelle, puis terminons par la présentation de plusieurs interfaces clés de l'application.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

En conclusion, l'utilisation de l'intelligence artificielle pour la classification des signaux ECG ouvre de nouvelles perspectives dans le domaine de la cardiologie. L'ECG nous fournit des informations précieuses sur l'activité électrique du cœur, et l'intelligence artificielle nous permet d'exploiter ces données de manière à améliorer le diagnostic et la prise en charge des maladies cardiaques.

Notre étude a porté sur les fondements de l'activité cardiaque, de l'ECG et de l'intelligence artificielle. Nous avons développé un modèle de classification des signaux ECG basé sur l'intelligence artificielle en utilisant la base de données MIT-BIH. Les résultats obtenus ont été prometteurs, avec une précision élevée de 97 % dans la détection des anomalies cardiaques. Ces résultats démontrent le fort potentiel de l'intelligence artificielle pour améliorer le diagnostic des maladies cardiaques grâce à l'analyse des signaux ECG.

Cependant, des défis subsistent, notamment en ce qui concerne l'interprétabilité des modèles et la qualité des données. Il est important de garantir que les modèles d'intelligence artificielle utilisés pour la classification des signaux ECG soient compréhensibles et transparents pour les praticiens médicaux. De plus, la qualité des données ECG, leur normalisation et leur prétraitement sont des aspects cruciaux à prendre en compte pour assurer des résultats fiables et reproductibles.

Malgré ces défis, l'avenir de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans la classification des signaux ECG est prometteur. Des recherches futures pourraient permettre d'améliorer encore davantage les performances du modèle et d'étendre son application clinique. L'intelligence artificielle pourrait jouer un rôle essentiel dans l'identification précoce des maladies cardiaques, la personnalisation des traitements et l'amélioration des résultats pour les patients.

Les perspectives de futurs travaux de classification des signaux ECG sont prometteuses et offrent de nombreuses opportunités pour améliorer la détection et la classification précise des troubles cardiaques.

Voici quelques pistes de recherche qui pourraient être explorées :

1 : Amélioration de la détection des battements ventriculaires anormaux : actuellement, le modèle présente des limites dans la reconnaissance de ces anomalies spécifiques. Une optimisation des algorithmes permettra d'élargir la couverture diagnostique et d'accroître la fiabilité clinique de l'application.

2 : Affichage précis des paramètres électrocardiographiques : les valeurs numériques des caractéristiques telles que la durée du complexe QRS, ou les ondes P et T, ne sont pas encore affichées

correctement (indiquées comme “N/A”). Corriger ce dysfonctionnement renforcera l'utilité médicale de l'application en facilitant une analyse plus fine des signaux.

3 : Prototype d'application de classification : une application expérimentale a été conçue, capable de classer les signaux ECG en trois catégories principales (normaux, Infarctus myocarde ,fibrillation). Si aucun de ces cas n'est reconnu, l'application indique « autre » et recommande une consultation médicale. Cette base fonctionnelle pourra être enrichie à l'avenir pour couvrir un plus large éventail de pathologies.

Ces perspectives permettront de renforcer l'efficacité, la précision et la fiabilité des systèmes intelligents d'analyse ECG, ouvrant la voie à une médecine plus préventive, personnalisée et assistée par l'IA.

Bibliographie

1. F.AZIOUAZ, «ANATOMIE DU CŒUR : TOPOGRAPHIE ET DISSECTION», Doctorat en médecin , UNIVERSITE SIDI MOHAMMED BEN ABDELLAH, 13/03/2013.
https://www.google.com/url?sa=t&source=web&rct=j&opi=89978449&url=https://toubkal.imist.ma/xm/doi/10.24345/22710&ved=2ahUKEwj97_jAu9uNAxXOQaQEhXVPLoQFnoECBYQAQ&usq=A0vVaw1cWXRhGSFc3GtMsLxRlnTX.
2. Elsevier Masson. <https://elsevier-masson.fr> [PDF] chapitre 3 - cœur et système circulatoire - Elsevier Masson. https://www.elsevier-masson.fr/media/s3/France/SampleChapter/9782294772757.pdf&ved=2ahUKEwjWs-q_vNuNAxXETaQEhX2wE18QFnoECBoQAQ&usq=A0vVaw1z6MIEy9CPTCH8xe9He0pj.
3. systeme-de-conduction. <https://www.chuv.ch/fr/chuv-home/patients-et-familles/specialites-medicales/atlas-medical-thematique/coeur-et-vaisseaux/systeme-de-conduction>.
4. cycle -card. <https://facmed.univ-constantine3.dz/wp-content/uploads/2022/09/cycle-card-2022.pdf>.
5. electrocardiogramme-ecg/. : <https://www.sante-sur-le-net.com/sante-quotidien/examens-medicaux/electrocardiogramme-ecg/>.
6. les-derivations-de-lecg. <https://cardiovasc.fr/topic/les-derivations-de-lecg/>.
7. activite-electrique-du-coeur. <https://www.fedecardio.org/je-m-informe/l-activite-electrique-du-coeur/>.
8. onde-p-sinusale. https://www.e-cardiogram.com/onde-p-sinusale/#_ftn1.
9. ecgformation. <https://ecgformation.com/blog/onde-p>.
10. pr-interval-ecg-library. <https://litfl.com/pr-interval-ecg-library/>.
11. onde-q. <https://fr.my-ekg.com/generalites-ecg/onde-q.html>.
12. Complexe QRS : e-cardiogram. <https://www.e-cardiogram.com/complex-qrs/>.
13. Comment interpréter l'ECG : une approche systématique – Médecine Cardiovasculaire. <https://www.revmed.ch/livres/ecg-pratique/lecon-1-electrocardiogramme-normal/2.-interpretation-systematique>.
14. Rappels des principes fondamentaux en électrocardiographie | Louvain Médical. <https://www.louvainmedical.be/fr/article/rappels-des-principes-fondamentaux-en-electrocardiographie>.
15. onde-u. <https://www.e-cardiogram.com/onde-u/>.
16. rythme-cardiaque. <https://fr.my-ekg.com/comment-lire-ecg/rythme-cardiaque.html>.
17. intervalle-qt. <https://www.e-cardiogram.com/intervalle-qt-1-generalites/>.
18. principes-fondamentaux-ecg. <https://ekg.academy/fr/principes-fondamentaux-ecg>.

19. historique-reseaux-neuronaux. <https://www.futura-sciences.com/tech/dossiers/robotique-presentation-historique-reseaux-neuronaux-31/>.
20. Wordpress. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE. [consulté le 03/06/2020]. Disponible sur : < <https://iatpe2015.wordpress.com/le-fonctionnement/le-reseau-de-neurones-artificiel/les-neurones-biologiques-et-artificiels/> >. <https://iatpe2015.wordpress.com/le-fonctionnement/le-reseau-de-neurones-artificiel/les-neurones-biologiques-et-artificiels/>.
21. Contribution des réseaux de neurones artificiels (RNA) . <https://asjp.cerist.dz/en/downArticle/408/0/33/57917>.
22. IAneuron. <http://villemmin.gerard.free.fr/Wwwgvmm/Logique/IAneuron.htm>.
23. des-fonctions-d-activation. <https://ichi.pro/fr/guide-des-fonctions-d-activation-dans-les-reseaux-de-neurones-30131622215202>.
24. KUMAR, Niranjana. Deep Learning Best Practices : Activation Functions and. <https://medium.com/datadriveninvestor/deep-learning-best-practices-activation-functions-weight-initialization-methods-part-1-c235ff976ed>.
25. R. BENALI, « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Doctorat en Sciences, Université Abou Bekr Belkaid, juin 2013.
26. M. TALBI, « analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », Doctorat en Sciences, Université Mentouri de Constantine. 2011.
27. D. AMZIL, « Méthode hybride pour la restauration des signaux: ECG, EEG, EMG », MASTER, Université Mohamed Khider Biskra. juin 2012.
28. feedforward-neural. <https://www.geeksforgeeks.org/feedforward-neural-network/>
29. multilayer-perceptrons. [En ligne] <https://www.datacamp.com/fr/tutorial/multilayer-perceptrons-in-machine-learning>.
30. Les types d'apprentissages. <https://www-lisic.univ-littoral.fr/~verel/TEACHING/08-09/sac-M1/cRdNV9.pdf?>
31. Rétro-propagation. https://thebrain.mcgill.ca/flash/capsules/pdf_articles/reseau_neurones.pdf.
32. Chap8_PDP. https://stanford.edu/~jlmcc/papers/PDP/Volume%201/Chap8_PDP86.pdf.
33. langage-uml. <https://www.lucidchart.com/pages/fr/langage-uml>.
34. unifiedmodelinglanguage. <https://techicons.dev/icons/unifiedmodelinglanguage>.
35. diagramme-de-classes-uml. <https://www.lucidchart.com/pages/fr/diagramme-de-classes-uml>.
36. dataset-jeu-de-donnees. <https://www.data-bird.co/blog/dataset-jeu-de-donnees>.
37. Définition dataset. <https://www.salesforce.com/fr/resources/definition/dataset/>.
38. Dataset. <https://www.callmenewton.fr/guide-ia/dataset/>.

39. intro.html. <https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm>.
40. mitdb. <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>.
41. ptbdb. <https://www.physionet.org/content/ptbdb/1.0.0/>.
42. incartdb. <https://physionet.org/content/incartdb/1.0.0/>.
43. ecg-normal-p. <https://ecgwaves.com/topic/ecg-normal-p-wave-qrs-complex-st-segment-t-wave-j-point/>.
44. Infarctus myocarde. <https://ecg.utah.edu/lesson/9>.
45. Fibrillation Auriculaire. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK526072/>.
46. Burnette, E. (2005). Eclipse IDE Pocket Guide. O'Reilly Media. ISBN: 0596100655.
47. vs-code. <https://www.hostinger.com/tutorials/what-is-vs-code>.
48. anaconda. www.anaconda.com.
49. jupyter. <https://jupyter.org/>.
50. XAMPP. <https://fr.wikipedia.org/wiki/XAMPP>.
51. numpy.html . <https://numpy.org/devdocs/user/whatisnumpy.html> .
52. wfdb-python. <https://physionet.org/content/wfdb-python/>.
53. matplotlib. <https://matplotlib.org/>.
54. scikit-learn. <https://scikit-learn.org/>.
55. tensorflow. <https://www.tensorflow.org/>.
56. keras. <https://keras.io/>.
57. Wikilivres. Programmation JavaFX. Consulté le 28 mai 2025.
58. Chazallet, Sébastien. (2023). Python 3 - Les fondamentaux du langage (4e éd.). Éditions ENI.
59. Tasso, Anne. Le livre de Java premier langage (3e éd.). Éditions Eyrolles.
60. anaconda-prompt. <https://datascientest.com/en/anaconda-prompt-all-you-need-to-know>.