

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

UNIVERSITE SAAD DAHLEB – BLIDA1

FACULTE DE TECHNOLOGIE

Département d'Électronique



**MEMOIRE DE MASTER**

**Pour obtention du diplôme de Master en électronique**

Spécialité : INSTRUMENTATION

*Thème :*

---

**Apprentissage profond pour la classification  
automatique des ECG**

---

**Présenté par :**

- Yasmine TABTI
- Joaquim da Conceição jose CELESTINO

**Promoteur : Mr. YKHLEF Farid**

Année Universitaire : 2023-2024

## *Remerciement*

*Nous remercions tout d'abord Dieu, le Tout-Puissant, de nous avoir donné la volonté et la persévérance pour réaliser ce travail.*

*Nous remercions **Mr. YKHLIF Farid** pour tous ses précieux conseils, son écoute active, sa disponibilité, et aussi pour le dévouement manifesté malgré ses nombreuses occupations. Ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu voir le jour sans son aide et son encadrement.*

*Nous tenons à remercier également l'ensemble de nos professeurs, chacun par son nom, pour la qualité de l'enseignement qu'ils nous ont prodigué au cours des cinq années passées à l'université de Saad Dahleb, ainsi que l'ensemble de tous les fonctionnaires du département d'Électronique. Nous remercions par ailleurs vivement les membres du jury **Mme. Yahiaoui, Mr. Ait saadi et Mr. Benselama** de nous avoir fait l'honneur d'examiner notre travail.*

*Nous tenons à remercier **Francisco Carlos Contente Stolberg, Amine, Karim, Adel et Mr. Hakim** de nous avoir aidés à réaliser notre projet. En effet, réaliser ce mémoire n'a pas été une tâche facile, et nous n'aurions pas autant réussi si nous n'avions pas reçu leurs conseils, ainsi que leur force de persuasion.*

*Un grand merci à nos parents pour leurs conseils et leurs encouragements, ainsi que pour tous leurs incommensurables sacrifices consentis durant toute notre formation. Nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, qui nous ont toujours encouragés au cours de la réalisation de ce mémoire.*

*TABTI ET JOAQUIM*

## Dédicaces

À mes très chers parents, je suis profondément reconnaissant pour les innombrables sacrifices consentis pour mon éducation et mon bien-être. Votre soutien inconditionnel depuis mon enfance est une bénédiction que je chéris chaque jour. Que ce modeste travail soit le fruit de vos vœux formulés avec tant d'amour et de dévouement, bien que je sache que je ne pourrai jamais assez-vous en remercier. Que Dieu vous accorde santé, bonheur et une longue vie, et que je puisse toujours être digne de votre confiance.

Je tiens également à exprimer ma gratitude spéciale envers ma mère, qui m'a soutenu de manière inébranlable, tant moralement que financièrement. Votre gentillesse, votre tendresse et votre dévouement constant ont été une source de réconfort et de force tout au long de mon parcours éducatif. Aucune dédicace ne peut suffire à exprimer ce que vous méritez pour tous les sacrifices que vous avez faits pour moi, depuis ma naissance jusqu'à aujourd'hui. Je vous dédie ce travail en témoignage de mon amour sincère. Que Dieu vous protège et vous comble de santé, de bonheur et de prospérité.

À ma chère grand-mère, source infinie de douceur et de sagesse. Ton amour inconditionnel et ton soutien sans faille ont illuminé chaque étape de ma vie. Ta présence est un trésor précieux que je chéris plus que tout.

À mon très cher grand-père, ton soutien inébranlable et ton amour sans bornes ont été les fondations sur lesquelles j'ai construit chaque succès. Chaque page de ce travail porte l'empreinte de ton inspiration et de ta sagesse. Ta présence aimante continue de m'accompagner, me guidant à chaque étape de ma vie. Ton héritage vivra à travers moi, et chaque accomplissement sera un hommage à ton impact profond sur ma vie. Ton amour restera à jamais gravé dans mon cœur.

À mes chères sœurs HOUNAIIDA, RANIA, SALIHA et mon frère KARIM, merci pour votre soutien, votre amour et votre amitié. Vous êtes mes piliers, et je suis reconnaissant de vous avoir dans ma vie.

À mes précieuses cousines BOUNATIROU Nafissa et HACHEMI Nachida, qui avez toujours été là pour moi avec votre amour, votre soutien et votre amitié inconditionnels. Chaque moment partagé ensemble a été une source de joie, d'inspiration et de soutien dans les bons comme dans les moments difficiles.

À tous mes cousins, petits et grands, trouvez dans ce modeste travail l'expression de mon affection.

À ma meilleure amie BAHAMID LYDIA, à travers les rires, les larmes, et chaque moment précieux partagé, tu es devenue bien plus qu'une amie. Que notre amitié continue de grandir et de prospérer à travers les années à venir.

À mes chères tantes FAZILA, LATIFA, FARIDA et NASSIBA, merci pour votre soutien et votre présence dans ma vie.

À mon petit ange d'amour, mon neveu ANESS, que Dieu te protège et te garde pour nous.

À mes amis ECHIKR Ilham, ATTAHI Fatima, BEDRANI Kamel et toute la section Master Instrumentation.

TABTI Yasmine

## *Dédicaces*

*Cette mémoire est dédiée à ma famille, en spécial mon oncle Joaquim Celestino André, dont le soutien indéfectible et l'encouragement constant ont été les piliers de mon parcours académique.*

*À mes parents, pour leur amour infini, leurs sacrifices et leur dévouement, qui ont rendu mon éducation possible.*

*À mes frères et sœurs, pour leur présence réconfortante et leurs encouragements. À Jurema M. Evaristo en particulière.*

*À mon mentor et professeurs, dont la sagesse, les conseils avisés et la patience ont été une source inestimable d'inspiration et de motivation.*

*À mes amis, pour leur soutien constant, leurs encouragements et leur foi en mes capacités, qui m'ont aidé à persévérer dans les moments difficiles.*

*Je dédie également ce travail à tous ceux qui œuvrent sans relâche pour faire progresser le domaine de la cardiologie et des technologies médicales, avec l'espoir d'améliorer la santé et le bien-être des patients à travers le monde. Enfin, à tous ceux qui croient en la puissance de la science et de la technologie pour transformer notre avenir, cette mémoire est pour vous.*

*Joaquim da Conceição jose celestino*

## RÉSUMÉ

Dans ce travail, nous présenterons les fondamentaux de l'anatomie et de la physiologie cardiaque. Pour cela nous proposons un système intelligent pour la classification des signaux ECG systématique à l'aide de Machine Learning (ML) et le Deep Learning (DL), en utilisant un réseau neurones de convolution (CNN 1D). D'abord nous essayons de détailler les aspects pratiques de la conception et de la mise en œuvre d'un système d'analyse automatisée des ECGs, ensuite nous couvrons les résultats du pré-entraînement, le choix des plateformes de codage telles que Kaggle, Vs code et Colab, et l'utilisation de bases de données comme MIT-BIH et PTB-XL pour tester et afficher les différents résultats de prédictions sur la plateforme *ECG Signal Processing and classification platform [J.T]*. Ce projet vise à combler le fossé entre la cardiologie clinique et la technologie informatique, démontrant comment les techniques avancées d'IA peuvent améliorer la précision et l'efficacité des diagnostics cardiaques, contribuant ainsi à de meilleurs résultats pour les patients.

**Mots clé :** Signaux ECG, cœur, arythmie cardiaque, CNN, technologie informatique, IA.

## **ABSTRACT**

In this work, we present the fundamentals of cardiac anatomy and physiology. Therefore, we propose an intelligent system for the systematic classification of ECG signals using Machine Learning (ML) and Deep Learning (DL), utilizing a convolutional neural network (1D CNN). First, we attempt to detail the practical aspects of designing and implementing an automated ECG analysis system, then we cover the pre-training results, the choice of coding platforms such as Kaggle, VS Code, and Colab, and the use of databases like MIT-BIH and PTB-XL to test and display various prediction results on the ECG Signal Processing and Classification platform [J.T]. This project aims to bridge the gap between clinical cardiology and computer technology, demonstrating how advanced AI techniques can improve the accuracy and efficiency of cardiac diagnostics, thereby contributing to better patient outcomes.

**Keywords:** ECG signals, heart, cardiac arrhythmia, CNN, computer technology, AI

## ملخص

في هذا العمل، سنقدم الأساسيات في علم التشريح وعلم وظائف الأعضاء للقلب. لهذا، نقترح نظامًا ذكيًا لتصنيف إشارات تخطيط القلب الكهربائي (ECG) بطريقة منهجية باستخدام تعلم الآلة (ML) والتعلم العميق (DL)، باستخدام شبكة عصبية تلافيفية (CNN 1D). أولاً، نحاول تفصيل الجوانب العملية لتصميم وتنفيذ نظام تحليل تلقائي لإشارات تخطيط القلب الكهربائي (ECG)، ثم نغطي نتائج التدريب المسبق، واختيار منصات الترميز مثل Kaggle و Vs code و Colab، واستخدام قواعد البيانات مثل MIT-BIH و PTB-XL لاختبار وعرض النتائج المختلفة للتنبؤات على منصة معالجة وتصنيف إشارات تخطيط القلب الكهربائي (ECG Signal Processing and Classification Platform [J.T]).

يهدف هذا المشروع إلى سد الفجوة بين طب القلب السريري وتكنولوجيا المعلومات، موضحًا كيف يمكن للتقنيات المتقدمة للذكاء الاصطناعي تحسين دقة وكفاءة التشخيصات القلبية، مما يساهم في تحقيق نتائج أفضل للمرضى.

**الكلمات الرئيسية:** إشارات تخطيط القلب الكهربائي (ECG)، القلب، اضطراب نظم القلب، الشبكة العصبية التلافيفية (CNN)، تكنولوجيا المعلومات، الذكاء الاصطناعي (AI).

# TABLE DES MATIÈRES

## Chapitre 01 : Anatomie Cardiaque et Analyse Electrocardiographie

Introduction générale :	1
1.1 Introduction	4
1.2 Cœur	4
1.2.1 Anatomie du cœur	5
1.2.2 Circulation sanguine	7
1.2.3 Cycle cardiaque	8
1.2.4 Fonctionnement du système de conduction cardiaque	9
1.3 Activité électrique du cœur	10
1.4 Phonocardiogramme	11
1.5 Electrocardiogramme	11
1.5.1 Principes de base de l'ECG	12
1.5.2 Les ondes ECG	14
1.5.3 Acquisition et Interprétation des tracés ECG	15
1.5.4 Les types de battements et les différentes pathologies	20
1.6 Conclusion	23

## Chapitre 02 : Analyse automatisée des signaux ECG avec CNN

2.1 Introduction	25
2.2 Historique de L'AI	25
2.2.1 Définition de L'IA	26
2.3 Machine Learning	28
2.3.1 Types de Machine Learning	28
2.4 Deep learning	31
2.4.1 Domaines d'application de l'apprentissage profonde	31
2.5 Les réseaux de neurones	32
2.6 Notions de base sur les réseaux de neurones	34
2.6.1 Neurone Biologique	34
2.6.2 Neurone Artificiel	35
2.6.3 Le perceptron	36
2.6.4 Les types de perceptron	36
2.6.5 Fonction d'activation	37
2.6.6 Types de réseaux de neurone	39
2.7 Convolutional neural network (CNN)	39
2.7.1 Architecture de CNN	40
2.7.2 Mode de fonctionnement CNN	40

2.8	Rôle du Deep Learning dans l'analyse des données médicales .....	47
2.8.1	Applications du Deep Learning et des CNN dans l'analyse des ECG.....	48
2.9	Conclusion.....	48
<b>Chapitre 03 : Conception et implémentation</b>		
3.1	Introduction.....	50
3.2	ECG Classification code .....	50
3.2.1	Les résultats du pré-entraînement .....	50
3.3	Description du code KAGGLE {Choix du code/ modèle} .....	57
3.3.1	Définition de logiciel KAGGLE VS CODE COLAB.....	57
3.4	Les Base de données (MIT-BIH et PTBDB-XL).....	58
3.4.1	MITBIH .....	58
3.4.2	PTB-XL.....	60
3.5	Langages de programmation et les bibliothèques .....	61
3.5.1	Python .....	61
3.5.2	Langage Html.....	62
3.5.3	Tableau des bibliothèques utilisées.....	62
3.6	Numérisation du signal/signal digitization.....	63
3.6.1	L'analyse complexe des signaux 1D.....	64
3.6.2	Création d'un nouveau input (x_test) .....	65
3.7	La prédiction .....	66
3.7.1	Types de Prédiction.....	66
3.7.2	La classification .....	66
3.7.3	Différent type de classification .....	66
3.7.4	Partie prédiction (output) .....	67
3.8	Description du code HTML .....	67
3.8.1	En-tête HTML (<head>).....	67
3.9	Conversion code-Application (one file) par AUTO_OY_TO_EXE.....	70
3.9.1	Définition .....	70
3.9.2	Installation d'Auto_py_to_exe .....	70
3.9.3	Les étapes de conversion. Py vers .EXE.....	70
3.10	La partie Access par ngrok (serveur à distance) .....	71
3.11	Phase des testes .....	75
3.12	Recommandations.....	76
3.13	Conclusion .....	76
Conclusion générale.....		79
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....		80

# LISTE DES FIGURES

## Chapitre 01

<b>Figure 1.1.</b> La cage thoracique.....	4
<b>Figure 1.2.</b> Les tissus musculaires cardiaques.....	5
<b>Figure 1.3.</b> Anatomie du cœur.....	6
<b>Figure 1.4.</b> Les valves cardiaques.....	7
<b>Figure 1.5.</b> Détails du cœur sur la circulation sanguine.....	8
<b>Figure 1.6.</b> Cycle cardiaque.....	9
<b>Figure 1.7.</b> Nœud SA et AV.....	10
<b>Figure 1.8.</b> Activation électrique du cœur.....	11
<b>Figure 1.9.</b> Phonocardiogramme.....	11
<b>Figure 1.10.</b> Appareil ECG 6 pistes, Modèle ECG600G.....	12
<b>Figure 1.11.</b> Positionnement des électrodes (Hommes et Femmes).....	14
<b>Figure 1.12.</b> Les ondes de ECG.....	15
<b>Figure 1.13.</b> Acquisition et Amplification d'un ECG.....	16
<b>Figure 1.14.</b> Différentes composantes du trace ECG.....	17
<b>Figure 1.15.</b> Position de l'électrode/axes de vue.....	17
<b>Figure 1.16.</b> Dérivation bipolaires.....	18
<b>Figure 1.17.</b> Dérivation unipolaire.....	18
<b>Figure 1.18.</b> Dérivations précordiales.....	19
<b>Figure 1.19.</b> Tracés ECG des différentes dérivations.....	19
<b>Figure 1.20.</b> Rythme cardiaque normal.....	20
<b>Figure 1.21.</b> Contraction ventriculaire prématurée.....	21
<b>Figure 1.22.</b> Contraction auriculaire prématurée.....	21
<b>Figure 1.23.</b> Bloc de branche droit.....	22
<b>Figure 1.24.</b> Paced Beat : PAB.....	22

## Chapitre 02

<b>Figure 2.1.</b> Le champ de L'AI.....	26
<b>Figure 2.2.</b> L'AI dans le domaine de santé.....	27
<b>Figure 2.3.</b> Machine Learning.....	28
<b>Figure 2.4.</b> Le champ d'utilisation de Machine Learning.....	28
<b>Figure 2.5.</b> L'apprentissage supervisé.....	29
<b>Figure 2.6.</b> L'apprentissage non supervisé.....	30
<b>Figure 2.7.</b> L'apprentissage par renforcement .....	31
<b>Figure 2.8.</b> L'AI et ses domaines.....	31
<b>Figure 2.9.</b> Neurone artificiel avec une seule sortie.....	32

<b>Figure 2.10.</b> Le réseau de neurones à un seul niveau .....	33
<b>Figure 2.11.</b> Le réseau de neurones multi-niveaux.....	33
<b>Figure 2.12.</b> Neurone Biologique .....	34
<b>Figure 2.13.</b> La synapse des neurones.....	34
<b>Figure 2.14.</b> Architecture d'un réseau de neurone artificiel.....	35
<b>Figure 2.15.</b> Schéma de fonctionnement des réseaux neurone à base de perceptron .....	36
<b>Figure 2.16.</b> Schéma de perceptron simple.....	37
<b>Figure 2.17.</b> Schéma de perceptron multicouche.....	37
<b>Figure 2.18.</b> Fonction d'activation.....	38
<b>Figure 2.19.</b> Types des fonctions d'activation.....	38
<b>Figure 2.20.</b> Architecture de CNN.....	40
<b>Figure 2.21.</b> Couches de détection de fonctionnalités.....	40
<b>Figure 2.22.</b> Opération de Convolution.....	41
<b>Figure 2.23.</b> Opération de Padding.....	42
<b>Figure 2.24.</b> Sortie de Fonction d'activation.....	43
<b>Figure 2.25.</b> Opération de Max Pooling.....	43
<b>Figure 2.26.</b> Opération de Average Pooling.....	44
<b>Figure 2.27.</b> Caractéristiques de convolution en niveaux de gris.....	45
<b>Figure 2.28.</b> Opération d'abandon (Dropout).....	46
<b>Figure 2.29.</b> Couche de classification.....	46
<b>Figure 2.30.</b> Couche de connexion entière (Fully Connected layer).....	47

### **Chapitre 03**

<b>Figure 3.1.</b> Lecture des fichiers CSV (mitbih_train.csv et mitbih_test.csv).....	51
<b>Figure 3.2.</b> Affichage et visualisation des classes df_train.....	51
<b>Figure 3.3.</b> Affichage et visualisation des classes df_test.....	51
<b>Figure 3.4.</b> Visualisation des données sous forme graphique.....	52
<b>Figure 3.5.</b> Trace impulsion pour chaque catégorie de battement cardiaque.....	53
<b>Figure 3.6.</b> Dimension supplémentaire une caractéristique par échantillon.....	53
<b>Figure 3.7.</b> Affichage des nombres d'échantillons et le nombre de classes.....	53
<b>Figure 3.8.</b> Mode de fonctionnement du modèle.....	54
<b>Figure 3.9.</b> Optimisation des performances du modèle.....	55
<b>Figure 3.10.</b> Validation des epochs par batch_size.....	55
<b>Figure 3.11.</b> Courbe de perte.....	55
<b>Figure 3.12.</b> Courbe de précision.....	56
<b>Figure 3.13.</b> Matrice de confusion.....	56
<b>Figure 3.14.</b> Rapport de classification.....	56

<b>Figure 3.15.</b> Logiciel Kaggle.....	57
<b>Figure 3.16.</b> Logiciel VS code.....	57
<b>Figure 3.17.</b> Google colab.....	58
<b>Figure 3.18.</b> Jupyter.....	58
<b>Figure 3.19.</b> Python.....	61
<b>Figure 3.20.</b> Html.....	62
<b>Figure 3.21.</b> DOCTYPE et Langue.....	67
<b>Figure 3.22.</b> Meta Tags.....	68
<b>Figure 3.23.</b> Titre de la Page et Liens CSS et Scripts JS.....	68
<b>Figure 3.24.</b> Conteneur Principal et Titre de la plateforme.....	69
<b>Figure 3.25.</b> Formulaire de Téléchargement.....	69
<b>Figure 3.26.</b> Section de Résultats.....	69
<b>Figure 3.27.</b> Installation et ouverture de l'auto_py_to_exe.....	70
<b>Figure 3.28.</b> Interface graphique auto_py_to_exe rempli.....	71
<b>Figure 3.29.</b> Fichier one-file ecgclassifier.exe.....	71
<b>Figure 3.30.</b> Installation.....	72
<b>Figure 3.31.</b> Fenêtre d'inscription.....	72
<b>Figure 3.32.</b> Configuration par Authtoken personnel.....	73
<b>Figure 3.33.</b> Terminal gestion de Ngrok.....	73
<b>Figure 3.34.</b> Exemple d'un URL_TEST publique partage.....	74
<b>Figure 3.35.</b> Interface d'avertissement et validation.....	74
<b>Figure 3.36.</b> Interface principale.....	74
<b>Figure 3.37.</b> Test 01.....	75
<b>Figure 3.38.</b> Test 02.....	75
<b>Figure 3.39.</b> Terminal de traitement des requêtes GET et POST du .exe online.....	76

## LISTE DES TABLEAUX

<b>Tableau 3.1.</b> Description des données collectées(MITBIH).....	59
<b>Tableau 3.2.</b> Description des données collectées (PTB-XL).....	61
<b>Tableau 3.3.</b> Les bibliothèques utilisées.....	62
<b>Tableau 3.4.</b> Caractéristiques principales du terminal de gestion Ngrok.....	.73

## LISTES DES ABREVIATIONS

**AV** : Le nœud atrioventriculaire.

**AVR** : mesure unipolaire sur bras droit (Amplified Voltage Right).

**AVL** : mesure unipolaire sur bras gauche (Amplified Voltage Left).

**AVF** : mesure unipolaire sur jambe gauche (Amplified Voltage Foot).

**BPM** : Beats Per Minute (battements par minute).

**CNN** : Convolutional Neural Network (Réseau de Neurones Convolutif).

**CSV** : Comma-Separated Values (valeurs séparées par des virgules).

**CSS** : Cascading Style Sheets.

**DC** : Direct Current (Courant Continu).

**DI** : Dérivation I (électrode d'ECG).

**DII** : Dérivation II (électrode d'ECG).

**DIII** : Dérivation III (électrode d'ECG).

**DL** : Deep Learning (Apprentissage Profond).

**DOM** : Document Object Model.

**ECG** : Électrocardiogramme.

**EMI** : ElectroMagnetic Interference (Interférence Électromagnétique).

**ELU** : Exponential Linear Unit.

**FDA** : Food and Drug Administration (Agence américaine des produits alimentaires et médicamenteux).

**FC** : Fully Connected (Couche entièrement connectée).

**HTTP** : HyperText Transfer Protocol.

**HTML** : HyperText Markup Language.

**HTTP** : HyperText Transfer Protocol.

**IA** : Intelligence Artificielle.

**IBM** : International Business Machines.

**IDX-DR** : Intelligent Diabetic Retinopathy (Rétinopathie Diabétique Intelligente).

**IOT** : Internet of Things.

**JS** : JavaScript.

**KHZ** : Kilohertz.

**LReLU** : Leaky Rectified Linear Unit.

**ML** : Machine Learning (Apprentissage Automatique).

**NTIC** : Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication.

**OTSU** : Nom d'un algorithme développé par Nobuyuki Otsu.

**PVC** : Premature Ventricular Contraction (Contraction Ventriculaire Prématinée).

**PAC** : Premature Atrial Contraction (Contraction Auriculaire Prématinée).

**PAB** : Premature Atrial Beat (Battement Auriculaire Prématinée).

**RBB** : Right Bundle Branch (Faisceau Droit).

**ReLU** : Rectified Linear Unit.

**RMS** : Microvolts (Root Mean Square)

**SA** : Le nœud sino-auriculaire.

**SVPB** : SupraVentricular Premature Beat (Battement Prématinée Supraventriculaire).

**TDM** : Tomodensitométrie.

**USA** : United States of America.

**UTF-8** : Unicode Transformation Format - 8 bits.

**URL** : Uniform Resource Locator.

**VPS** : Ventricular Premature Systole (Systole Ventriculaire Prématinée).

## Introduction générale :

Les maladies cardiovasculaires sont parmi les principales causes de mortalité dans le monde, ce qui rend leur diagnostic précoce et précis pour améliorer les résultats de santé des patients. L'électrocardiogramme (ECG) est un outil diagnostique fondamental qui permet de surveiller et d'analyser l'activité électrique du cœur. Malgré son importance, l'interprétation des tracés ECG peut être complexe et sujette à des erreurs humaines, surtout dans les cas où les anomalies sont subtiles ou rares.

Avec l'essor des technologies de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique (machine learning), de nouvelles opportunités émergent pour automatiser et améliorer le processus de diagnostic. En particulier, le deep learning, une branche de l'apprentissage automatique qui utilise des réseaux de neurones profonds, a montré des performances exceptionnelles dans divers domaines, notamment dans l'analyse d'images et de signaux.

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN), une architecture spécifique de deep learning, se sont révélés particulièrement efficaces pour traiter des données structurées comme les images et les signaux. Leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir de données brutes en fait des candidats idéaux pour l'analyse des signaux ECG. Les CNN peuvent apprendre des représentations complexes des signaux ECG et détecter des anomalies avec une précision surpassant souvent celle des experts humains.

Ce projet explore l'utilisation des CNN pour la classification des signaux ECG. Il s'articule autour de trois principaux axes :

- **Anatomie Cardiaque et Analyse Electrocardiographie :** Ce volet comprend une étude approfondie de l'anatomie cardiaque, de l'activité électrique du cœur, et des principes de base de l'ECG, ainsi que l'acquisition et l'interprétation des tracés ECG.
- **Analyse automatisée des signaux ECG avec CNN :** Cette partie couvre l'historique et les concepts de base de l'IA et du machine learning, avec un focus particulier sur les réseaux de neurones et les CNN, et leur application dans le domaine médical.
- **Conception et implémentation :** Cette section détaille la mise en œuvre pratique d'un modèle CNN pour classifier les signaux ECG, en utilisant des bases de données renommées comme MIT-BIH et PTB-XL. Elle inclut également la description du code, les langages et bibliothèques utilisés, ainsi que les résultats obtenus et les étapes de validation.

L'objectif final de ce projet est de démontrer comment les techniques de deep learning peuvent être intégrées dans les pratiques cliniques pour améliorer la précision et l'efficacité du diagnostic des maladies cardiaques. En automatisant l'analyse des ECG, on peut non seulement réduire la charge de travail des cliniciens mais aussi augmenter la qualité des soins aux patients grâce à une détection plus rapide et plus précise des anomalies cardiaques.

Le projet abordera également les défis pratiques et techniques liés à l'implémentation de ces technologies, tels que la gestion des grandes quantités de données, la nécessité d'un prétraitement adéquat des signaux, et les considérations liées à la performance et à la robustesse des modèles de deep learning. En fin de compte, ce travail vise à fournir une contribution significative à l'avancement des technologies de diagnostic automatisé dans le domaine de la cardiologie.

# Chapitre 01 :

## **Anatomie Cardiaque et Analyse Electrocardiographie**

## 1.1 Introduction

L'électrocardiogramme (ECG) est un outil diagnostique essentiel en cardiologie, permettant de mesurer et d'interpréter l'activité électrique du cœur pour identifier diverses pathologies cardiaques. La précision et la rapidité du diagnostic sont cruciales pour le traitement efficace des maladies cardiaques, d'où l'importance d'améliorer les techniques d'analyse des signaux ECG.

Ce chapitre se concentre sur l'anatomie et le fonctionnement du cœur ainsi que sur les principes fondamentaux de l'ECG, qui fournissent la base nécessaire à la compréhension des signaux cardiaques. Nous débuterons par une exploration détaillée de l'anatomie du cœur, incluant la structure du muscle cardiaque, les cavités et les valves cardiaques, et les différentes circulations sanguines. Par la suite, nous examinerons le cycle cardiaque, l'activité électrique du cœur et le fonctionnement du système de conduction cardiaque.

Nous approfondirons ensuite les principes de base de l'ECG, en discutant de la manière dont l'activité électrique du cœur est mesurée, le placement des électrodes et l'acquisition et l'interprétation des tracés ECG. La compréhension des ondes ECG et des rythmes cardiaques normaux et anormaux est essentielle pour diagnostiquer les pathologies cardiaques.

## 1.2 Cœur

Le cœur est un organe musculaire de [250 – 350] *g*, situé au milieu de la cage thoracique dans un espace appelé médiastin antérieur, il se trouve entre les deux poumons, en arrière du sternum, en avant de la colonne vertébrale et au-dessus du diaphragme. Il a un diamètre de [14 – 16] *cm* et un volume de [50 – 60] *cm*<sup>3</sup>. La cage thoracique et ses détails sur la figure 1.1 [1].

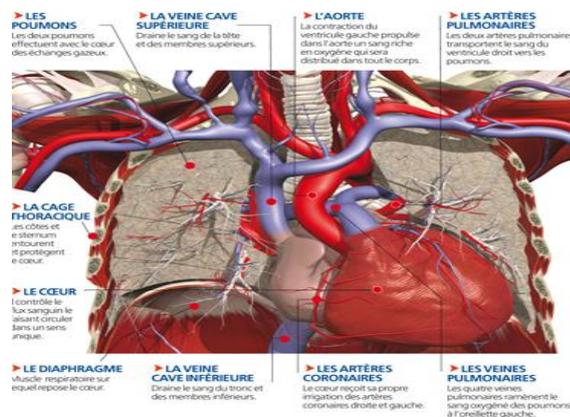


Figure 1.1. La Cage thoracique.

### 1.2.1 Anatomie du cœur

Le cœur a une taille approximative de 1,5 fois celle du poing de la personne. Une paroi épaisse le divise en deux parties : gauche et droite. Chaque partie comprend deux cavités, reliées par une valve et des muscles.

#### a. Le muscle cardiaque

La structure interne du cœur se compose de 3 couches de l'intérieur vers l'extérieur :

- L'endocarde : est une membrane endothéliale qui tapisse la face interne du cœur.
- Le myocarde : Du point de vue étymologique, « myocarde » signifie « muscle du cœur ». Il en forme la masse principale. Le myocarde est composé de cellules musculaires cardiaques spécialisées appelées « cardiomyocytes » ou « cellules myocardiques ». Le myocarde constitue le muscle assurant les battements du cœur.
- Le péricarde : est un sac à double paroi qui enveloppe le cœur [2].

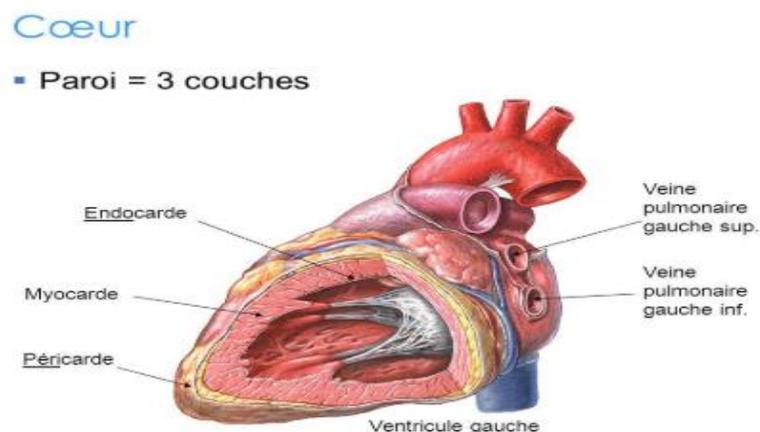


Figure 1.2. Les tissus musculaires cardiaques.

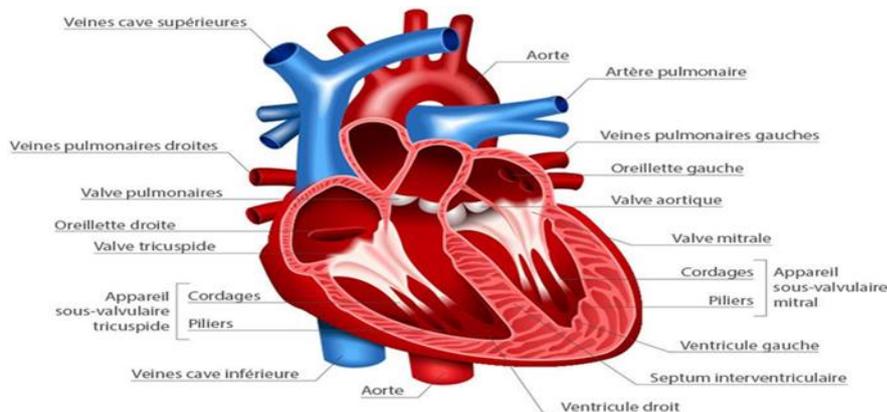
#### b. Les cavités cardiaques

Le cœur est composé de quatre cavités :

- Deux cavités supérieures : les oreillettes droite et gauche, séparées par le septum inter auriculaire.
- Deux cavités inférieures : les ventricules droit et gauche, séparés par le septum interventriculaire.
- L'oreillette droite, située en haut à droite du cœur, reçoit le sang désoxygéné provenant du corps. Le ventricule droit, situé sous l'oreillette droite, reçoit ce sang et le pompe vers les poumons pour y être réoxygéné.

- L'oreillette gauche, située en haut à gauche du cœur, reçoit le sang oxygéné des poumons. Le ventricule gauche, situé sous l'oreillette gauche, pompe ce sang oxygéné vers tout le corps.

Les oreillettes communiquent avec les ventricules par les orifices auriculo-ventriculaires. Le cœur droit, comprenant l'oreillette et le ventricule droits, est relié par l'orifice tricuspide. Le cœur gauche, comprenant l'oreillette et le ventricule gauches, est relié par l'orifice mitral. Chaque orifice auriculo-ventriculaire possède un appareil valvulaire constitué d'un anneau fibreux, de valvules, et de cordages reliant les valvules aux piliers musculaires insérés sur l'endocarde. Les orifices aortique (à l'entrée de l'aorte) et pulmonaire (à l'entrée de l'artère pulmonaire) comportent un anneau fibreux et trois valves sigmoïdes.



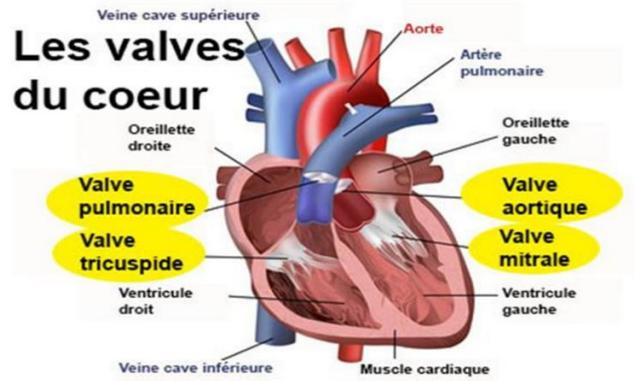
*Figure 1.3. Anatomie du cœur.*

### c. Les valves cardiaques

Les valves cardiaques s'ouvrent à chaque battement du cœur pour permettre au sang de circuler vers l'avant, puis se ferment rapidement entre les battements pour éviter tout reflux. Toute perturbation de la circulation sanguine normale rend le pompage du sang par le cœur plus difficile.

- **La valve pulmonaire** : Elle permet le passage du sang du ventricule droit vers l'artère pulmonaire, laquelle se divise en deux artères pour irriguer les deux poumons.
- **La valve aortique** : Elle permet le passage du sang du ventricule gauche vers l'aorte. L'aorte, artère principale du corps, distribue le sang oxygéné à l'ensemble du corps.
- **La valve mitrale** : Située entre l'oreillette gauche (cavité supérieure) et le ventricule gauche (cavité inférieure de pompage), elle permet le passage du sang de l'oreillette gauche vers le ventricule gauche.

- **La valve tricuspide** : Située entre l'oreillette droite (cavité supérieure) et le ventricule droit (cavité inférieure), elle permet le passage du sang de l'oreillette droite vers le ventricule droit.



*Figure 1.4. Les valves cardiaques.*

## 1.2.2 Circulation sanguine

La circulation sanguine est le processus par lequel le sang est pompé à travers le corps, transportant de l'oxygène, des nutriments, des hormones et d'autres substances essentielles aux cellules et aux tissus, tout en éliminant les déchets métaboliques et en régulant la température corporelle.

### *a. Circulation pulmonaire*

Le sang désoxygéné arrivant de toutes les parties du corps (1) pénètre dans l'oreillette droite (2) qui se contracte et éjecte le sang dans le ventricule droit (3). La valve située entre ces deux compartiments se ferme. Le ventricule droit se contracte et propulse le sang dans le tronc pulmonaire (4). La valve située à la base du tronc pulmonaire se ferme. Le sang est envoyé vers les poumons (5) où il s'enrichit en oxygène.

### *b. Circulation systématique*

Le sang oxygéné arrivant des poumons (6) est recueilli par l'oreillette gauche (7) qui se contracte et expulse le sang dans le ventricule gauche (8). La valve située entre ces deux compartiments se ferme. Le ventricule gauche se contracte et propulse le sang dans l'aorte (9). La valve située au départ de l'aorte se ferme. Le sang est distribué dans tout l'organisme (10).

Les artères coronaires, alimentées par l'aorte, assurent l'approvisionnement en sang oxygéné du cœur lui-même.

Les contractions cardiaques se déroulent en parallèle dans les parties droite et gauche du cœur :

- Contraction des oreillettes droite et gauche.
- Contraction des ventricules droite et gauche.

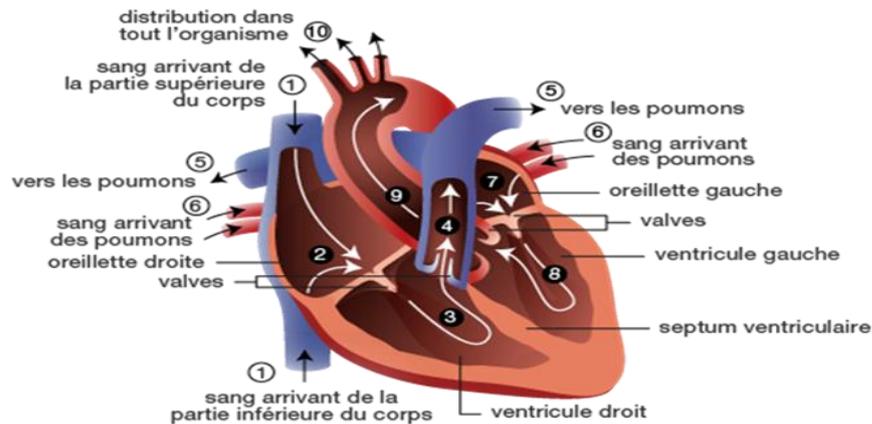


Figure 1.5. Détails du cœur sur la circulation sanguine.

### 1.2.3 Cycle cardiaque

Le cycle cardiaque est coordonné par le système de conduction électrique du cœur, qui génère des impulsions électriques afin de réguler les contractions et les relaxations du muscle cardiaque. Ce système garantit une synchronisation entre les différentes parties du cœur pour assurer un pompage efficace du sang à travers le corps. Le cycle cardiaque maintient une circulation sanguine adéquate, en fournissant de l'oxygène et des nutriments aux tissus du corps tout en éliminant les déchets métaboliques. Le cœur est divisé en deux hémicœurs séparés par le septum cardiaque. Chaque hémicœur est composé d'une oreillette qui reçoit le sang et d'un ventricule qui l'éjecte.

#### a. Phases du cycle cardiaque (diastole et systole)

- **Diastole** : Cette phase correspond à la relaxation des ventricules cardiaques. Les oreillettes se contractent, ce qui pousse le sang dans les ventricules. Les valves auriculo-ventriculaires (valves mitrale et tricuspide) s'ouvrent, permettant au sang de remplir les ventricules.
- **Systole** : Cette phase est marquée par la contraction des ventricules. Les valves auriculo-ventriculaires se ferment pour empêcher le reflux de sang vers les oreillettes. Les valves sigmoïdes (valves aortique et pulmonaire) s'ouvrent,

permettant au sang de quitter les ventricules et d'être éjecté dans les artères aortique et pulmonaire [2].

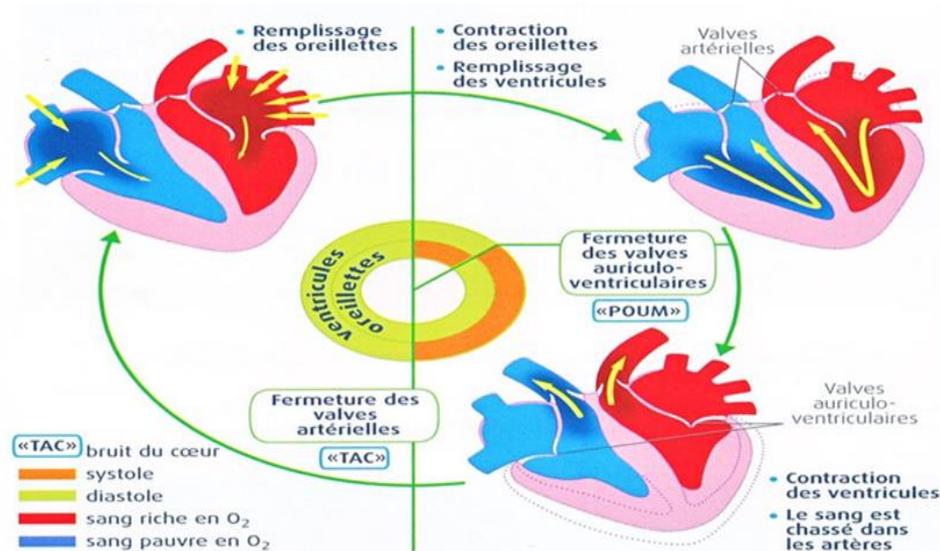


Figure 1.6. Cycle cardiaque [1].

### b. Electrophysiologie cardiaque

L'électrophysiologie cardiaque est une sous-spécialité de la cardiologie dédiée au système électrique du cœur. Les électrophysiologistes cardiaques sont des médecins experts dans l'étude, le diagnostic et le traitement des arythmies cardiaques (troubles du rythme cardiaque). Ces affections peuvent être prises en charge par divers traitements, allant des médicaments aux stimulateurs cardiaques implantables et défibrillateurs automatiques, ainsi que par des procédures d'ablation et d'autres interventions.

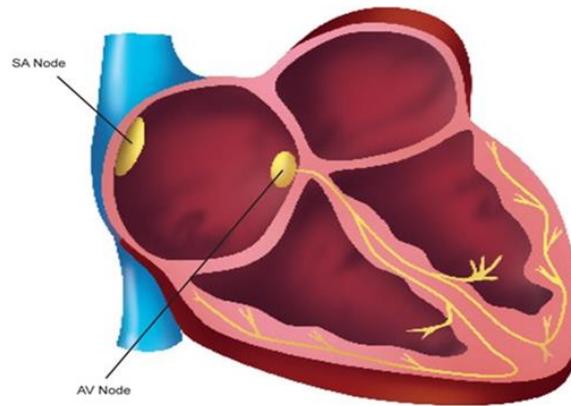
## 1.2.4 Fonctionnement du système de conduction cardiaque

### a. Le nœud sino-auriculaire (SA)

Le nœud sinusal est un amas de cellules situé dans l'oreillette droite, près de la veine cave supérieure. Il sert de pacemaker naturel du cœur, régulant la fréquence cardiaque normale entre 60 et 100 battements par minute (bpm).

### b. Le nœud auriculo-ventriculaire (AV)

Le nœud auriculo-ventriculaire (ou nœud AV) est un amas de cellules situé dans l'oreillette droite, près du septum interventriculaire. Il contrôle l'influx nerveux provenant du nœud sinusal ou des oreillettes. Sa fréquence naturelle est de 40 à 60 battements par minute (bpm) [4].



*Figure 1.7. Nœud SA et AV.*

### *c. Les fibres de Purkinje*

Les fibres de Purkinje sont des cellules musculaires spécialisées situées dans les ventricules du cœur. Elles sont nommées d'après le scientifique tchèque Jan Evangelista Purkinje, qui les a découvertes au 19<sup>e</sup> siècle. Ces cellules jouent un rôle crucial dans la propagation rapide de l'influx électrique à travers le cœur, ce qui coordonne et synchronise les contractions des ventricules pour permettre un pompage efficace du sang dans tout le corps [3].

## **1.3 Activité électrique du cœur**

Les cellules du muscle cardiaque possèdent la capacité de se contracter de manière spontanée, sans l'intervention du système nerveux. Le chef d'orchestre est un groupe de cellules situé dans l'atrium gauche nommé « nœud sinusal ». Le signal électrique de quelques millivolts créé dans ce premier nœud est transmis à un autre groupe de cellule, le « nœud atrio-ventriculaire ». A partir de là, l'influx nerveux parvient aux ventricules grâce au faisceau de His et au réseau de Purkinje. Lorsque la formation ou la conduction de ce courant électrique est perturbée, on parle d'arythmie (ou de trouble du rythme de la conduction) C'est cette activité électrique qui est mesurée par l'électrocardiogramme (ECG) La fréquence cardiaque au repos est en moyenne de 60 à 80 battements par minute. Le cœur bat plus lentement chez les sportifs et de plus en plus lentement à fil des âges [4].

## Activation électrique du cœur

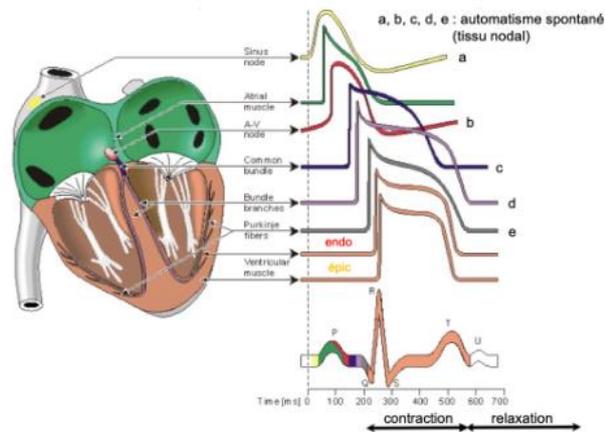


Figure 1.8. Activation électrique du cœur.

### 1.4 Phonocardiogramme

Un phonocardiogramme est un graphique qui montre les sons du cœur. Ces sons sont enregistrés en plaçant un stéthoscope sur le thorax. Le graphique aide les médecins à détecter les problèmes cardiaques comme les souffles ou les battements irréguliers [1].



Figure 1.9. Phonocardiogramme.

### 1.5 Electrocardiogramme

L'électrocardiogramme est la représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur, ce potentiel est recueilli par des électrodes mises à la surface de la peau dans des endroits convenablement défini. L'ECG se présente alors comme une suite de déflexion (ondes électrique) séparées par des intervalles, chacune d'eux correspondant à une phase de fonctionnement du cœur [7].

### 1.5.1 Principes de base de l'ECG

L'électrocardiogramme (ECG) est un examen qui enregistre et affiche l'activité électrique du cœur sur une période donnée. Il permet de vérifier la fréquence cardiaque (vitesse des battements du cœur), le rythme cardiaque (normalité des battements) et l'efficacité du muscle cardiaque. Voici quelques raisons pour lesquelles un ECG peut être réalisé :

- Détecter des problèmes de rythme cardiaque en cas de palpitations, de malaises, de pertes de conscience ou de mort subite.
- Identifier des anomalies du rythme dans le cadre d'une maladie cardiaque.
- Diagnostiquer et surveiller des problèmes cardiaques tels qu'un infarctus récent, semi-récent ou ancien.
- Détecter et suivre des troubles non cardiaques, comme des déséquilibres électrolytiques, des maladies pulmonaires, ou l'effet de certains médicaments.
- Surveiller le fonctionnement d'un pacemaker ou d'un défibrillateur implantable.
- Détecter des anomalies chez des personnes « apparemment saines » qui souhaitent pratiquer un sport de manière intensive.

#### a. Mesure de l'activité électrique du cœur

Les électrocardiographes se composent de trois éléments principaux :

- Le moniteur, équipé d'un écran, qui enregistre les impulsions électriques du cœur.
- Les électrodes, qui peuvent être à usage unique ou réutilisables.
- Les câbles, qui relient les électrodes au moniteur.



*Figure 1.10. Appareil ECG 6 pistes, Modèle ECG600G.*

### ***b. Électrodes et modes de placement***

Une électrode est un conducteur électrique qui libère ou capte un courant électrique. En médecine, les électrodes sont utilisées pour enregistrer l'activité électrique du corps, stimuler le système nerveux ou les muscles, et sont couramment employées par les kinésithérapeutes en rééducation. Chaque électrode permet d'analyser divers aspects de l'état cardiaque. Leur durée de vie varie généralement de 20 à 40 utilisations, en fonction de facteurs tels que l'hygiène du patient et la zone traitée.

#### ➤ **Mode de placement des électrodes ECG**

- **Vérification des électrodes :** Vérifiez la date de péremption pour éviter des signaux de mauvaise qualité. Assurez-vous que le sachet n'est pas ouvert depuis trop longtemps, car le gel des électrodes peut sécher. Utilisez les électrodes recommandées par le fabricant pour garantir la meilleure qualité de signal.

#### ➤ **Préparation de la peau du patient**

- **Conductivité de la peau :** La peau étant peu conductrice, il est important de préparer correctement la zone d'application pour éviter les interférences.
- **Rasage et séchage :** Rasez ou coupez les poils si nécessaires, et frottez activement la peau pour la sécher et augmenter le flux sanguin capillaire. N'utilisez pas d'alcool, car il peut dessécher la peau.

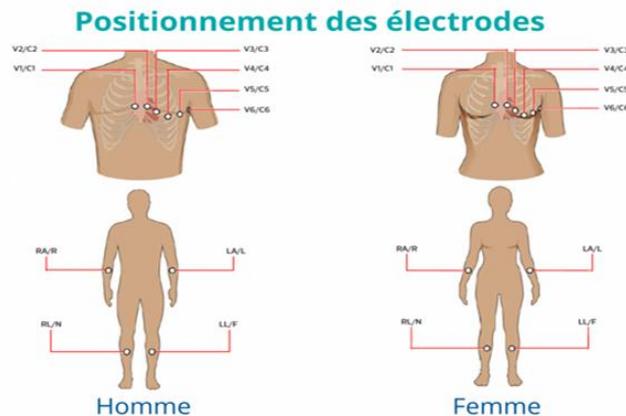
#### ➤ **Placement des électrodes**

- Électrode R (rouge) : Face interne du bras droit entre le poignet et le coude.
- Électrode L (jaune) : Face interne du bras gauche entre le poignet et le coude.
- Électrode N (noire) : Face interne du mollet droit entre le genou et la cheville.
- Électrode F (verte) : Face interne du mollet gauche entre le genou et la cheville.

#### ➤ **Positionnez ensuite les électrodes précordiales**

L'électrode C1 (rouge) est positionnée au niveau du quatrième espace intercostal, sur la droite du sternum et l'électrode C2 (jaune) à la même hauteur, sur la gauche du sternum. L'électrode C4 (marron) doit être placée au niveau du cinquième espace intercostal, sur la gauche de la ligne médio-claviculaire. L'électrode C3 (verte) doit ensuite être positionnée à

mi-distance entre les électrodes C2 et C4. Placez ensuite l'électrode C6 (violette) au même niveau que l'électrode C4, au milieu du creux axillaire. Enfin, l'électrode C5 (noire) peut être positionnée à mi-distance entre les électrodes C4 et C6.



*Figure 1.11. Positionnement des électrodes (Hommes et Femmes).*

### 1.5.2 Les ondes ECG

- Onde P : L'onde P sur un ECG correspond à la dépolarisation des oreillettes. Elle est toujours positive, sauf pour la dérivation aVR. Sa fréquence se situe entre 10 et 15 Hz.
- Complexe QRS : Le complexe QRS représente la dépolarisation ventriculaire et se compose de trois ondes : l'onde R, qui est positive, l'onde Q, qui est la première onde négative précédant l'onde R, et l'onde S, qui est la première onde négative suivant l'onde R. Le spectre de fréquences du complexe QRS se situe entre 10 et 50 Hz.
- Onde T : L'onde T reflète la repolarisation des ventricules. Elle est toujours positive pour les dérivations DI et DII, et négative pour la dérivation aVR.
- Onde T atriale : Elle correspond à la repolarisation des oreillettes, mais elle est masquée par le complexe QRS et est négative.
- Onde U : Après l'onde T, l'ECG peut parfois montrer une onde de très faible amplitude appelée onde U. Elle est similaire à l'onde P en forme et est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive [8].

Toutes ces ondes et ces intervalles sont représentés dans la figure 1.12.

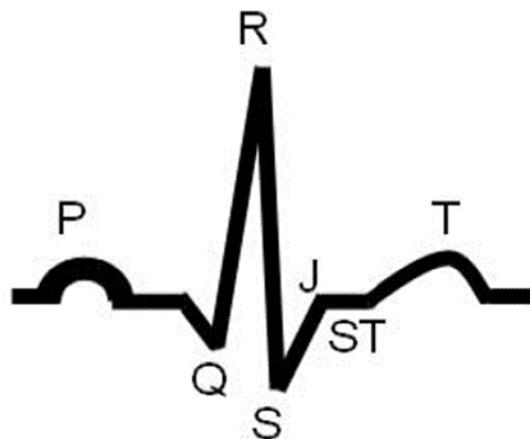


Figure 1.12. Les ondes de ECG.

### 1.5.3 Acquisition et Interprétation des tracés ECG

#### a. Acquisition

Un électrocardiographe doit être capable de détecter non seulement des signaux extrêmement faibles, allant de 0,5 mV à 5,0 mV, mais aussi un composant DC pouvant atteindre 300 mV (résultant du contact électrode-peau) et un composant en mode commun pouvant aller jusqu'à 1,5 V (résultant du potentiel entre les électrodes et le sol). La bande passante utile d'un signal ECG dépend de l'application et peut varier de 0,5 à 100 Hz, atteignant parfois jusqu'à 1 kHz. Les signaux ECG ont généralement une amplitude d'environ 1 mV de pointe à pic, mais sont souvent perturbés par des bruits externes de haute fréquence, des interférences à 50 ou 60 Hz, et des potentiels DC des électrodes.

D'autres sources de bruit comprennent les mouvements affectant l'interface peau-électrode, les contractions musculaires ou les pointes électromyographiques, la respiration (rythmique ou sporadique), les interférences électromagnétiques (EMI) et les bruits d'autres appareils électroniques couplés à l'entrée.

Pour traiter les signaux ECG, un amplificateur bipolaire sera utilisé. Les électrodes seront placées sur le patient pour mesurer la différence de potentiel entre deux bras. La fonction principale de cet amplificateur est de prendre un signal électrique faible d'origine biologique et d'en augmenter l'amplitude afin qu'il puisse être traité, enregistré ou affiché.

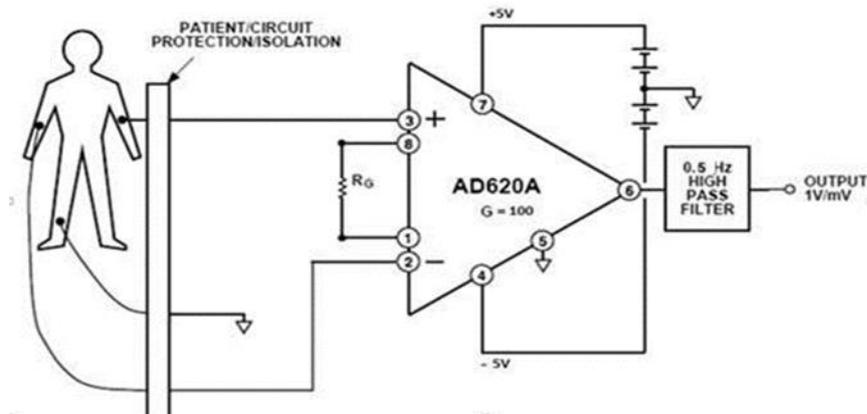


Figure 1.13. Acquisition et Amplification d'un ECG.

### b. Interprétation des tracés de ECG

Le tracé ECG est une représentation graphique de l'activité électrique du cœur, essentielle pour évaluer le fonctionnement du muscle cardiaque. Son analyse, effectuée par un professionnel de santé qualifié, doit être méthodique et rigoureuse pour obtenir un diagnostic précis.

D'abord, il faut s'assurer de la qualité du tracé en vérifiant la stabilité de la ligne de base et l'absence d'artefacts (anomalies non liées à l'activité cardiaque). Il est également nécessaire de vérifier la calibration du signal ECG, le déroulement du papier, le positionnement des électrodes, ainsi que la date et l'identification du patient. Ensuite, le personnel soignant doit considérer la situation globale du patient (symptômes, motifs de consultation, âge, sexe, pathologies, traitements).

L'analyse du tracé ECG se fait de haut en bas et de gauche à droite, en commençant par les dérivations frontales, puis les dérivations précordiales, et en terminant par le tracé d'une ou plusieurs dérivations.

Les éléments à analyser sont les suivants :

- **Intervalle P-R (ou P-Q) :** Il correspond au délai entre la dépolarisation des oreillettes et celle des ventricules. Cet intervalle représente le temps de propagation de l'onde de dépolarisation à travers les oreillettes, le nœud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His et le réseau de Purkinje, jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires. Il indique le temps de conduction auriculo-ventriculaire.
- **Intervalle Q-T :** Cet intervalle couvre la durée de la systole ventriculaire, allant du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

- **Segment S-T** : Ce segment correspond à la phase de repolarisation ventriculaire, pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées. Il n'y a pas de propagation électrique durant cette phase, ce qui rend le segment isoélectrique.
- **Segment P-R** : est la période temporelle comprise entre la fin de l'onde P et le début du complexe QRS. Il représente le temps nécessaire pour que le front de dépolarisation se propage à travers le nœud auriculo-ventriculaire (nœud AV).
- **Intervalle P-P** : Il représente le cycle cardiaque complet, mais il est classiquement non mesuré.
- **Intervalle R-R** : Cet intervalle sépare les sommets de deux ondes R successives et représente le cycle de repolarisation ventriculaire. Il est lié à la période cardiaque [5].

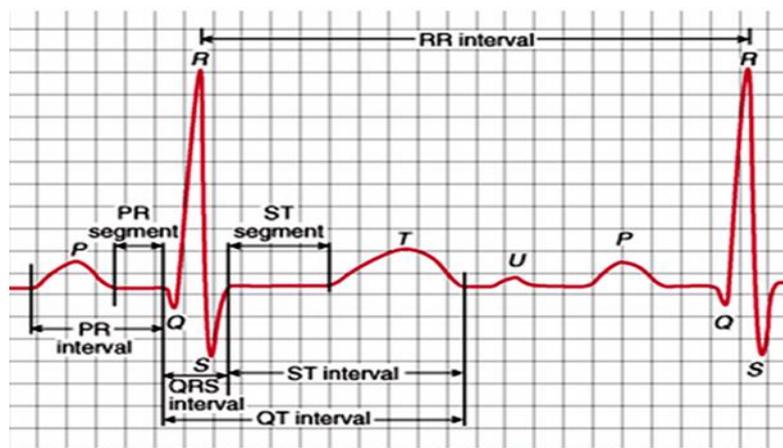


Figure 1.14. Différentes composantes du trace ECG.

### c. Les systèmes de dérivations

L'enregistrement de l'électrocardiogramme est réalisé à partir des électrodes fixées à la surface du corps. La disposition de ces électrodes sur le corps est connue sous le nom de dérivations. Un ECG standard comporte douze (12) dérivations divisées en trois (3) types.

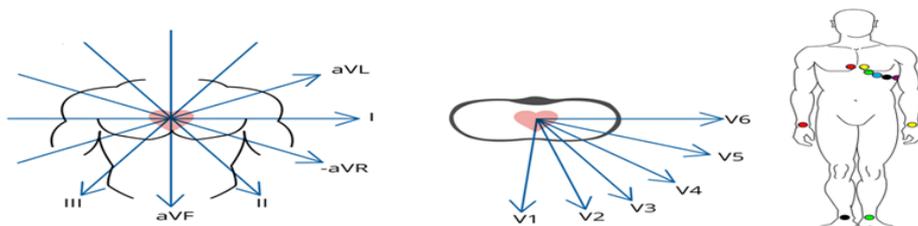
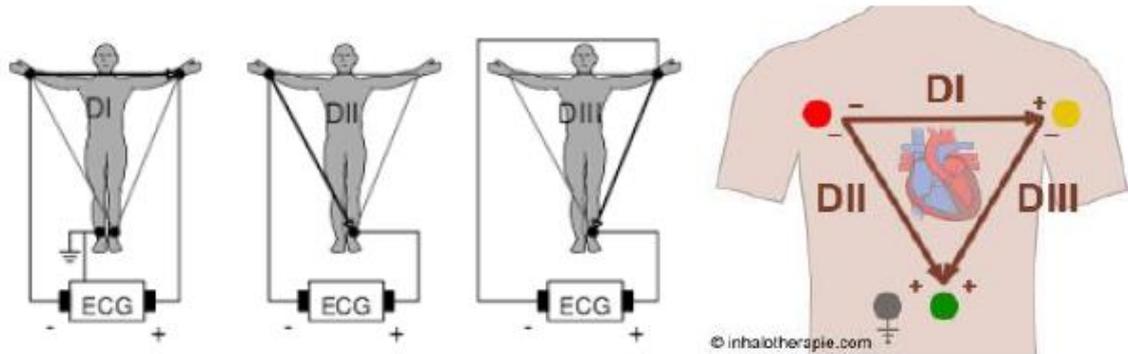


Figure 1.15. Position de l'électrode/axes de vue.

- **Dérivation bipolaires** : Appelés aussi dérivations d'Einthoven, elles sont en nombre trois (3) :
  - DI : mesure bipolaire entre bras droit et bras gauche.
  - DII : mesure bipolaire entre bras droit et jambe gauche.
  - DIII : mesure bipolaire entre bras gauche et jambe gauche.

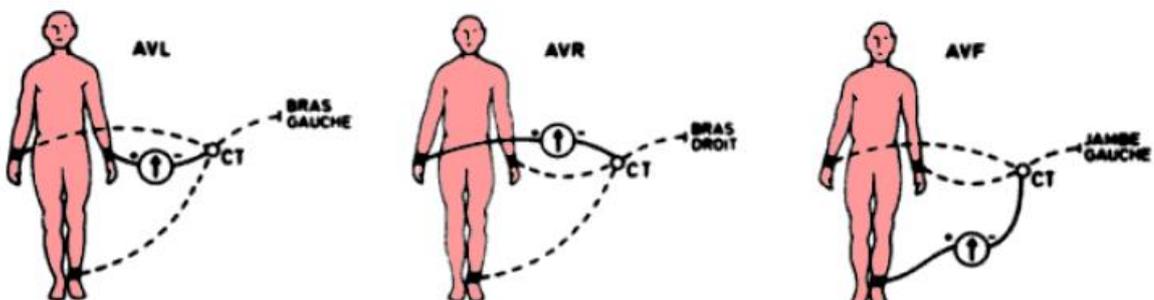
Ces dérivations forment un triangle équilatéral dit triangle d'Einthoven.



*Figure 1.16. Dérivation bipolaires.*

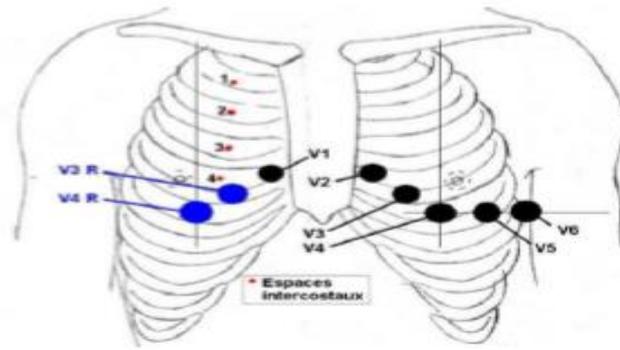
- **Dérivations unipolaires** : Appelés dérivations de Goldberger, Il a utilisé les mêmes électrodes qu'Einthoven, chaque électrode est considérée comme pôle positif, et les deux (2) autres électrodes étant des références négatives.
  - AVR : mesure unipolaire sur bras droit (Amplified Voltage Right).
  - AVL : mesure unipolaire sur bras gauche (Amplified Voltage Left).
  - AVF : mesure unipolaire sur jambe gauche (Amplified Voltage Foot).

L'axe de dérivations bipolaires et unipolaires est l'axe frontal.



*Figure 1.17. Dérivation unipolaire.*

- **Dérivations précordiales** : Appelés aussi dérivations de Wilson, l'axe de ces dérivations est l'axe horizontal.



**Figure 1.18.** Dérivations précordiales.

Ces dérivations sont au niveau thoracique avec l'utilisation des électrodes de type ventouse. La position de chaque électrode est comme suivie :

- V1 : 4eme espace intercostal droit sternum (para sternal).
- V2 : 4eme espace inter costal gauche, bord gauche de sternum.
- V3 : à mi-chemin entre V2 et V4.
- V4 : 5eme espace inter costal gauche, sur la ligne médio claviculaire.
- V5 : même horizontale que V4, ligne axillaire antérieure.
- V6 : même horizontale que V4, ligne axillaire moyenne [6].

L'enregistrement de l'activité cardiaque se fait à partir de la région du cœur sur laquelle l'électrode est placée : V1 et V2 enregistrent l'activité du ventricule droit, V3 et V4 mesurent l'activité de la paroi antérieure, et V5 et V6 celle de la paroi latérale du ventricule gauche. Ce système conventionnel standardisé permet d'explorer presque la totalité du champ électrique cardiaque, offrant ainsi un ensemble cohérent de dérivations non redondantes. La figure suivante montre les tracés ECG des différentes dérivations [7].



**Figure 1.19.** Tracés ECG des différentes dérivations.

#### *d. Capacités de diagnostic*

L'ECG à 12 dérivations permet de mesurer l'activité cardiaque globale et de diagnostiquer des anomalies rythmiques et ischémiques, notamment sur la paroi antérieure du cœur. Cependant, selon les recommandations, il est également important de mesurer les dérivations de la paroi postérieure et de la paroi droite du cœur en cas de suspicion de crise cardiaque. En pratique, ces mesures supplémentaires sont rarement effectuées. Cela peut s'expliquer par des contraintes de temps, des difficultés opérationnelles et de placement des électrodes, ainsi qu'un manque de formation.

### **1.5.4 Les types de battements et les différentes pathologies**

#### *a. Le rythme cardiaque normal*

Le rythme cardiaque normal (personne âgée et adulte) est généralement compris entre 60 et 100 battements par minute (BPM). Cela varie en fonction de l'activité physique et de l'hygiène de vie d'une personne : le rythme cardiaque normal chez les personnes qui pratiquent beaucoup d'exercices, comme les athlètes, pourrait même être légèrement inférieur [8].



*Figure 1.20. Rythme cardiaque normal.*

#### *b. Les rythmes cardiaques anormaux*

Certains rythmes cardiaques anormaux (également appelés arythmies) sont rapides, d'autres sont lents et certains sont irréguliers. Le traitement d'une arythmie dépend du type de battement anormal.

##### ➤ **Contraction ventriculaire prématurée (PVC)**

Dans la contraction ventriculaire prématurée (PVC), les cavités cardiaques inférieures (les ventricules) génèrent une impulsion précoce qui fait battre le cœur plus tôt que la normale,

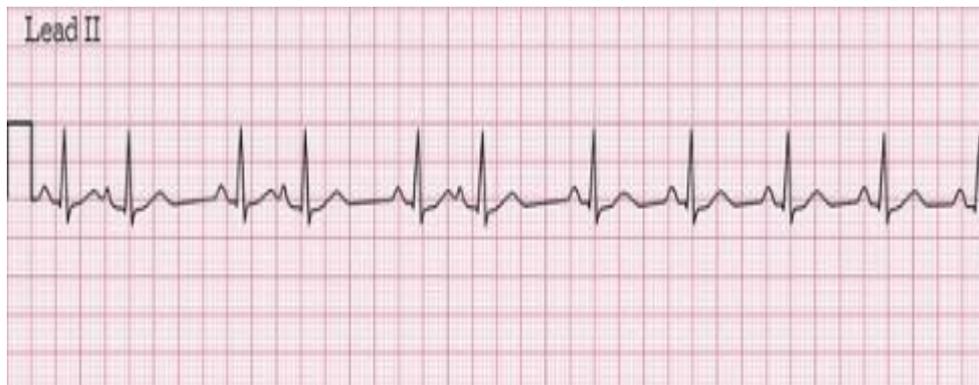
entraînant une irrégularité du rythme cardiaque. Le PVC ne nécessite généralement pas de traitement, en particulier s'il se produit rarement. Les PVC plus fréquents nécessitent un traitement avec des médicaments. La cause du PVC doit être recherchée car elle peut refléter une maladie du muscle cardiaque.



*Figure 1.21. Contraction ventriculaire prématurée.*

➤ **Contraction auriculaire prématurée (PAC)**

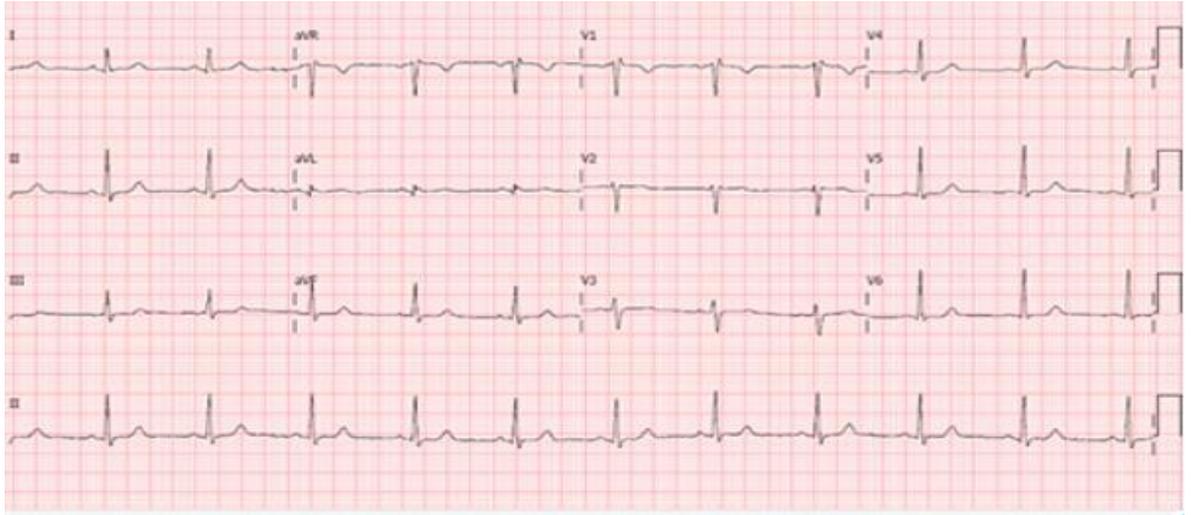
Dans la contraction auriculaire prématurée (PAC), une impulsion électrique générée dans la chambre supérieure du cœur «se déclenche» tôt. Cela fait battre le cœur plus tôt que la normale, ce qui entraîne un rythme cardiaque irrégulier. Les PAC ne nécessitent généralement pas de thérapie [8].



*Figure 1.22. Contraction auriculaire prématurée.*

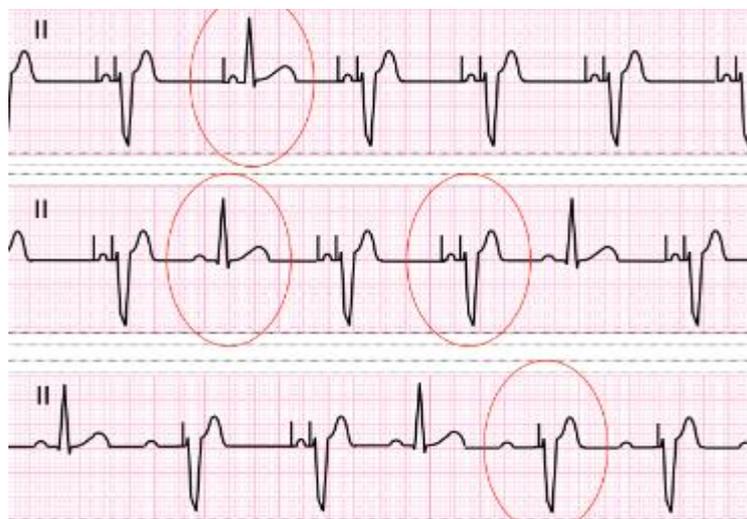
- **Bloc de branche droit (RBB)** : Lorsqu'il existe un bloc de branche droit, le ventricule droit n'est pas directement activé par les impulsions électriques progressant au travers la branche droite du faisceau de His. Le ventricule gauche, quant à lui, est normalement activé par la branche gauche. Ces impulsions électriques progressent alors au travers du myocarde, du ventricule gauche vers le ventricule

droit, activant finalement celui-ci. La prévalence du bloc de branche droit augmente avec l'âge.



*Figure 1.23. Bloc de branche droit.*

- **Battement du rythme (Paced Beat : PAB) :** Est en général la manifestation d'un dysfonctionnement du muscle cardiaque. Il peut apparaître à tout âge, mais il est fréquemment la conséquence d'un infarctus du myocarde. Il se manifeste par la désynchronisation des battements qui conduit à une diminution du pompage du sang.



*Figure 1.24. Paced Beat : PAB.*

## 1.6 Conclusion

En résumé, la connaissance approfondie de l'anatomie, de la physiologie cardiaque et des mécanismes de l'activité électrique du cœur est cruciale pour interpréter les signaux ECG. Les insights acquis sur les ondes ECG, les méthodes d'acquisition et d'interprétation, ainsi que sur les diverses pathologies cardiaques, posent les fondations indispensables pour explorer les méthodes avancées d'analyse des signaux, telles que l'apprentissage profond. Cette base théorique est essentielle pour comprendre pleinement comment les réseaux de neurones convolutifs peuvent potentiellement transformer le diagnostic et la gestion des maladies cardiovasculaires. Dans le prochain chapitre, nous explorerons en détail l'application des CNN pour la classification des signaux ECG.

# Chapitre 02 :

Analyse automatisée des  
signaux ECG avec CNN

## 2.1 Introduction

L'intelligence artificielle (IA) et l'apprentissage automatique (Machine Learning) ont transformé divers domaines, y compris la médecine. Ce chapitre explore l'évolution de l'IA, les concepts fondamentaux du Machine Learning, et les spécificités de l'apprentissage profond. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont particulièrement prometteurs pour l'analyse et la classification des signaux ECG. Nous examinerons en détail l'architecture des CNN, leur mode de fonctionnement, et leur rôle dans l'analyse des données médicales. En particulier, nous nous concentrerons sur les applications des CNN dans l'interprétation des ECG, démontrant comment ces techniques peuvent améliorer la précision et l'efficacité des diagnostics.

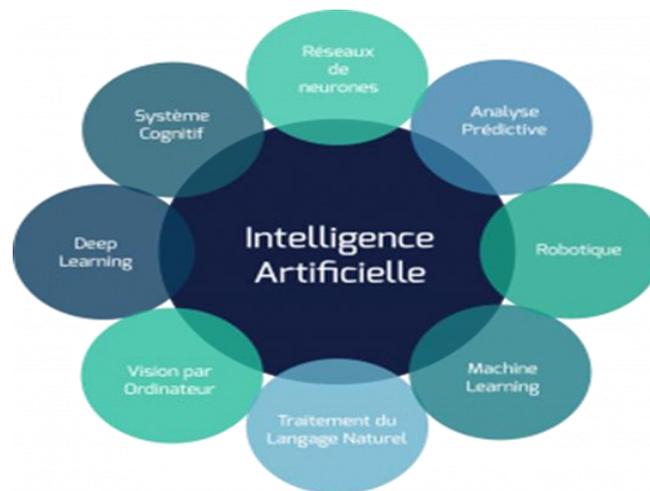
## 2.2 Historique de L'AI

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine complexe et difficile à définir de manière unique. Pour mieux la comprendre, il est utile de regarder ses origines et son évolution. John Von Neumann et Alan Turing sont considérés comme les précurseurs de l'IA. Ils ont établi les bases de l'informatique moderne et créé des concepts comme la "machine universelle". Turing a proposé le "Test de Turing" (1950), qui évalue l'intelligence d'une machine en fonction de sa capacité à imiter les réponses humaines. Le terme "intelligence artificielle" a été introduit en 1956 lors de la conférence de Dartmouth, organisée par John McCarthy et ses collègues. Cette conférence a marqué le début des recherches sur la simulation de la pensée et l'apprentissage automatique. En 1943, Warren McCulloch et Walter Pitts ont suggéré qu'on pourrait simuler le système nerveux avec des réseaux de neurones formels. En 1958, Frank Rosenblatt a construit le Perceptron, le premier réseau neuronal, mais les résultats décevants ont conduit à l'abandon temporaire de cette approche. Dans les années 1970, les doutes sur la viabilité de l'IA ont conduit à une réduction des financements, connue sous le nom de "premier hiver de l'IA". Les limitations technologiques ont freiné les avancées. Dans les années 1980, les microprocesseurs et de nouveaux algorithmes ont relancé l'IA. Les systèmes experts, capables de simuler le raisonnement humain dans des domaines spécifiques, ont connu un succès notable, comme la victoire de Deep Blue contre Garry Kasparov en 1997. Au début des années 2000, les chercheurs ont redécouvert les réseaux de neurones et l'apprentissage automatique. Les progrès rapides ont été favorisés par l'augmentation de la puissance de calcul et la disponibilité des données. En 2016, plusieurs événements ont mis en lumière l'IA : AlphaGO, développé par Google DeepMind, a battu le

champion du monde de Go, Lee Sedol. Tay, un agent conversationnel de Microsoft, a été retiré après avoir publié des tweets injurieux. Le premier accident mortel en pilotage automatique d'une Tesla a ravivé les débats sur les voitures autonomes et la responsabilité. Ces événements ont suscité des controverses et poussé à l'adoption de nouvelles réglementations. Aujourd'hui, l'IA est au centre de transformations technologiques et sociétales majeures [9].

### 2.2.1 Définition de L'IA

L'intelligence artificielle est une science et une technologie qui s'appuient sur des disciplines comme l'informatique, la biologie, la psychologie, la linguistique, les mathématiques et le génie. L'intelligence artificielle se concentre principalement sur le développement de fonctions informatiques associées à l'intelligence humaine, telles que le raisonnement, l'apprentissage et la résolution de problèmes. Parmi les domaines suivants, un ou plusieurs peuvent contribuer à la construction d'un système intelligent [10].



*Figure 2.1. Le champ de L'IA.*

### 2.2.2 Les applications de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA) a révolutionné divers secteurs et industries en transformant la manière dont nous abordons des problèmes complexes et en automatisant des tâches répétitives. Dans cet article, nous allons explorer les applications les plus populaires de l'IA dans différents domaines, tels que la santé, la finance, l'automobile et bien d'autres.

Aujourd'hui, l'intelligence artificielle est utilisée dans plusieurs domaines tels comme :

- Domaine de la santé ;
- Domaine de la banque et finance ;
- Domaine de l'industrie ;

- Domaine de la sécurité ;
- Domaine des transports ;
- Domaine du commerce et les services....

### 2.2.3 Les applications de l'intelligence artificielle dans le domaine de la sante

L'intelligence artificielle (IA) dans le domaine médical a commencé dans les années 1970 avec MYCIN, un programme aidant les cliniciens à diagnostiquer et traiter les infections bactériennes. En 1966, le MIT a développé ELIZA, le premier chatbot, qui simulait un psychologue en reformulant les affirmations des patients.

Ces premières applications ont soulevé des questions sur l'avenir des diagnostics médicaux sans médecins. En 1990, le philosophe JG Mazoué a noté que les systèmes experts aidaient les médecins, tout en se demandant s'ils pourraient un jour les remplacer. Malgré les progrès, la presse des années 1980-1990 a peu couvert l'IA médicale, se concentrant plutôt sur la robotique. Dans les années 2000, l'amélioration des algorithmes d'apprentissage profond et des réseaux de neurones a conduit à des avancées significatives, notamment dans l'analyse d'images médicales. Des logiciels comme ANEMIA (2012) et TEGUMENT (2013) ont été commercialisés pour diagnostiquer des anémies et des tumeurs cutanées.

En 2016, Watson Oncology d'IBM a été lancé pour aider à planifier des traitements pour les patients atteints de cancer, mais ses performances décevantes ont conduit à sa vente.

En 2018, la FDA américaine a autorisé le logiciel IDx-DR à diagnostiquer la rétinopathie diabétique sans intervention humaine, marquant une avancée significative dans l'autonomie des systèmes d'IA en santé [9].



*Figure 2.2. L'IA dans le domaine de santé.*

## 2.3 Machine Learning

Le Machine Learning, ou apprentissage automatique, est une sous-discipline de l'intelligence artificielle qui se focalise sur la création de modèles et d'algorithmes permettant aux ordinateurs d'apprendre à partir des données et d'améliorer leurs performances grâce à leurs expériences passées, sans nécessiter de programmation explicite pour chaque tâche. En d'autres termes, le ML enseigne aux systèmes informatiques à penser et à comprendre de manière similaire aux humains en tirant des enseignements des données.

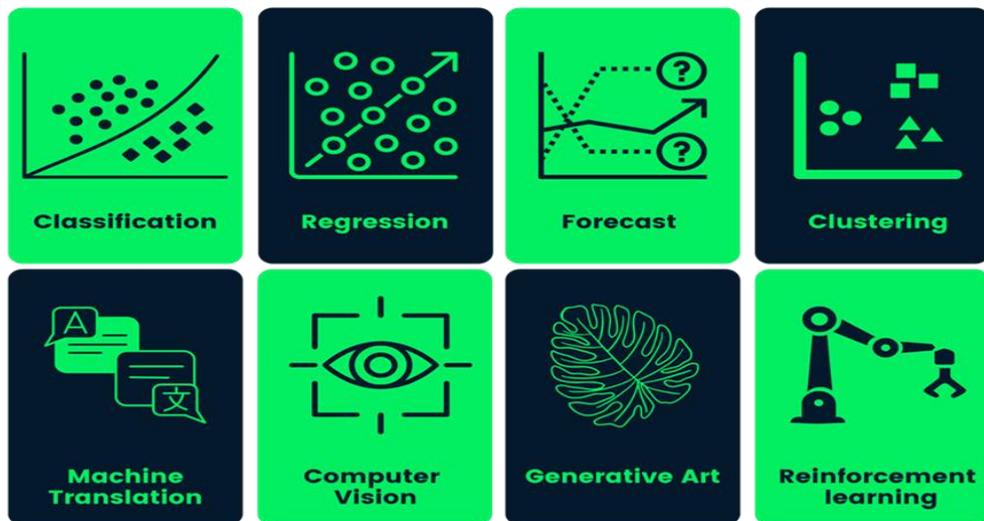


Figure 2.3. Machine Learning [11].

### 2.3.1 Types de Machine Learning

Il existe plusieurs types de Machine Learning, chacun ayant des caractéristiques et des applications particulières. Certains des principaux types d'algorithmes de ML sont les suivants :

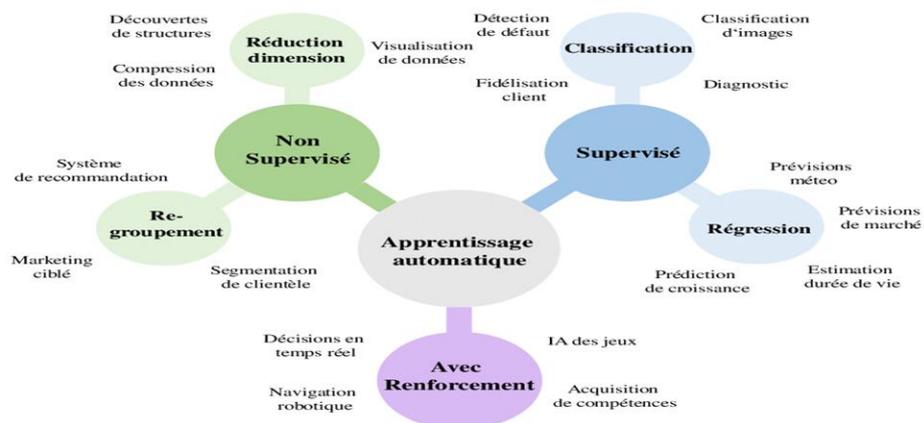


Figure 2.4. Le champ d'utilisation de Machine Learning.

### a. Apprentissage supervisé

Au cours d'apprentissage supervisé, des exemples de modèles sont définis à l'avance. Afin d'assurer une allocation adéquate des informations aux groupes de modèles respectifs des algorithmes, ceux-ci doivent alors être spécifiés. En d'autres termes, le système apprend sur la base de paires de données d'entrée et de sorties. Au cours de l'apprentissage contrôlé, un programmeur agit comme une sorte d'enseignant, fourni les valeurs appropriées pour une entrée particulière. L'objectif est d'entraîner le système dans le cadre de calculs successifs avec différentes entrées et sorties et d'établir des connexions [1].

Il existe deux types principaux de L'apprentissage supervisé :

- **Classification** : Il s'agit de prédire une catégorie ou une étiquette pour les données, comme classer un e-mail comme spam ou non spam.
- **Régression** : Il s'agit de prédire une valeur numérique pour les données, comme prédire le prix d'une maison en fonction de ses caractéristiques.

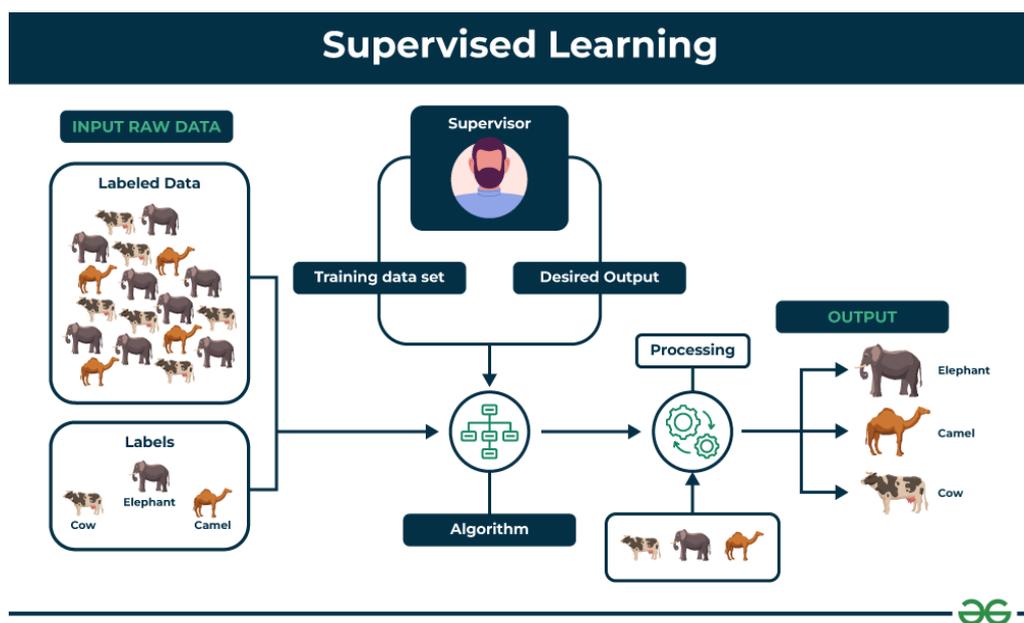


Figure 2.5. L'apprentissage supervisé.

### b. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est un type de technique de ML dans lequel un algorithme découvre des modèles et des relations à l'aide de données non étiquetées. Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé n'implique pas de fournir à l'algorithme des résultats cibles étiquetés. L'objectif principal de l'apprentissage non supervisé est souvent de découvrir des modèles, des similitudes ou des clusters cachés au

sein des données, qui peuvent ensuite être utilisés à diverses fins, telles que l'exploration des données, la visualisation, la réduction de dimensionnalité, etc.

Il existe deux types principaux d'apprentissage non supervisé :

- **Regroupement** : Il s'agit de regrouper des données similaires en clusters en fonction de leurs caractéristiques communes. Par exemple, l'algorithme K-Means peut regrouper des achats similaires effectués par différents clients.
- **Association** : Il s'agit de découvrir des relations entre les éléments d'un ensemble de données. Par exemple, l'algorithme a priori peut identifier des règles qui montrent que la présence d'un produit dans un panier d'achat implique probablement la présence d'un autre produit.

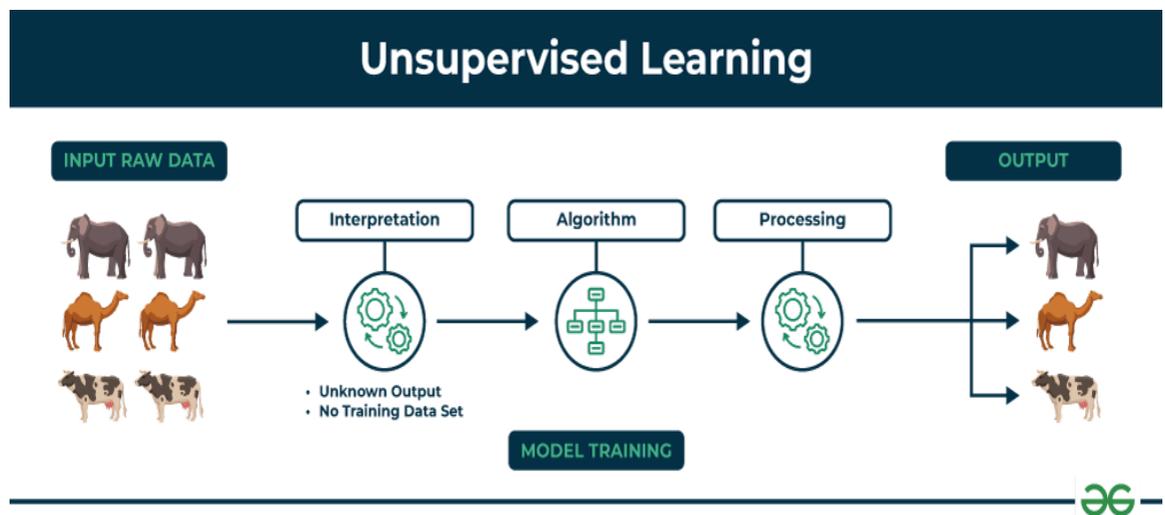


Figure 2.6. L'apprentissage non supervisé.

### c. Apprentissage par renforcement

L'algorithme d'apprentissage automatique par renforcement est une méthode où un agent interagit avec son environnement en prenant des actions et en recevant des récompenses ou des punitions en retour. Il apprend de manière itérative en essayant différentes actions, en observant les conséquences et en ajustant son comportement pour maximiser les récompenses. Cette technique est utilisée dans des domaines tels que la conduite autonome et les jeux comme AlphaGo, où l'agent apprend à partir de ses expériences pour devenir plus performant dans des tâches spécifiques au fil du temps. En utilisant des rétroactions de récompense, il affine continuellement ses compétences et son comportement pour atteindre des performances optimales.

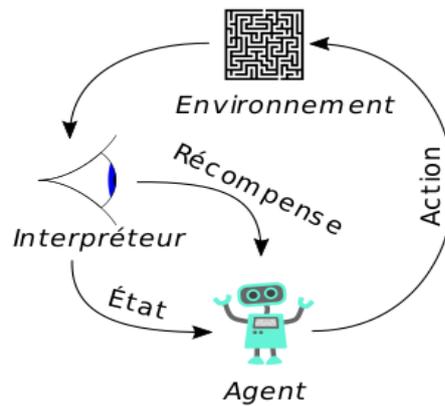


Figure 2.7. L'apprentissage par renforcement.

## 2.4 Deep learning

L'apprentissage profond (ou "deep learning") est un sous-domaine du machine learning, lui-même une branche de l'intelligence artificielle. Cette technique d'apprentissage automatique a conduit à des avancées majeures en intelligence artificielle. Elle utilise des réseaux de neurones artificiels composés de nombreuses unités simples ("neurones") organisées en couches. Chaque couche traite les résultats de la précédente, permettant des reconnaissances de plus en plus complexes, comme des formes et des objets en reconnaissance visuelle. Ces progrès ont été rendus possibles par l'augmentation de la puissance des ordinateurs et le développement de grandes bases de données [12].

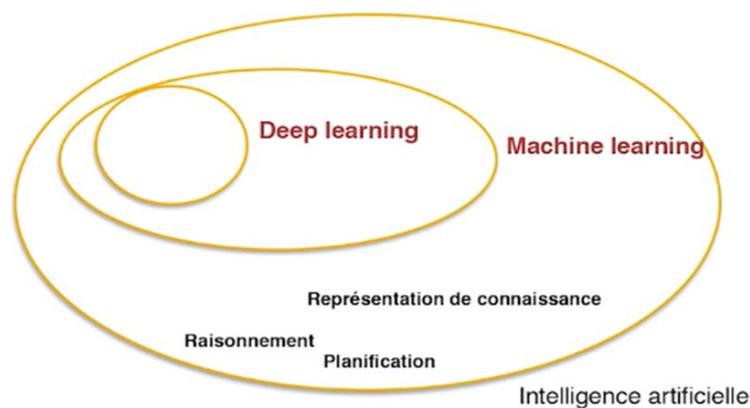


Figure 2.8. L'IA et ses sous domaines.

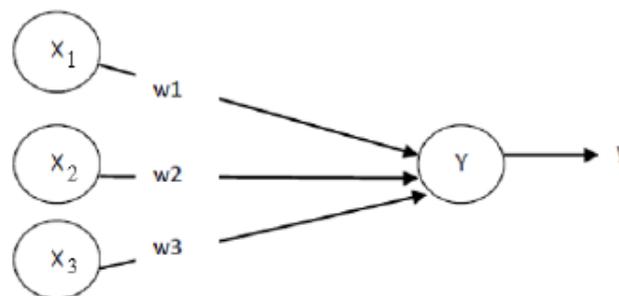
### 2.4.1 Domaines d'application de l'apprentissage profonde

L'apprentissage profond se développe dans divers domaines comme les technologies de l'information et de la communication (NTIC), la robotique, la bio-informatique, la reconnaissance de formes, la sécurité, la santé et l'éducation assistée par informatique. Il

permet, par exemple, de mieux reconnaître des objets déformables, d'analyser les émotions sur des visages, ou de suivre les mouvements des doigts pour traduire le langage des signes. Ces techniques sont également utilisées pour le diagnostic médical, comme la détection automatique de cancers en imagerie, et pour des prédictions, telles que les propriétés d'un sol filmé par un robot [12].

## 2.5 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones ont été conçus comme un modèle mathématique général pour imiter le fonctionnement des neurones biologiques. Ils sont composés de plusieurs unités de traitement de l'information, appelées neurones. Chaque neurone possède son propre état interne, déterminé par une fonction d'activation. Il transmet son activation aux autres neurones sous forme de signaux. Les connexions entre les neurones sont établies par des liens orientés et pondérés.



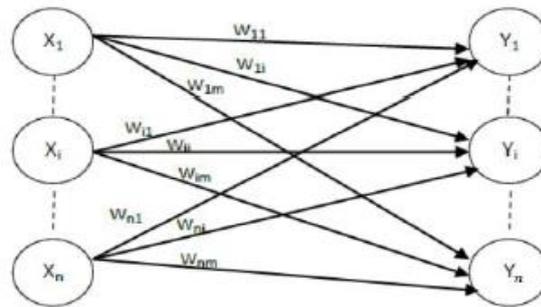
*Figure 2.9. Neurone artificiel avec une seule sortie.*

Le neurone Y reçoit les entrées de  $X_1$ ,  $X_2$  et  $X_3$  qui ont comme valeurs de sortie  $x_1$ ,  $x_2$  et  $x_3$ . Les poids des liens de connexion de  $X_1$ ,  $X_2$  et  $X_3$  sont  $w_1$ ,  $w_2$  et  $w_3$ . La valeur d'entrée de neurone Y est :  $y = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$ . Le signal de sortie  $y$  est déterminée par la fonction d'activation  $f(y)$ .

Les réseaux de neurones sont caractérisés par l'architecture (l'organisation des neurones), l'apprentissage (méthode de détermination des poids de connexions), et par leur fonction d'activation [13].

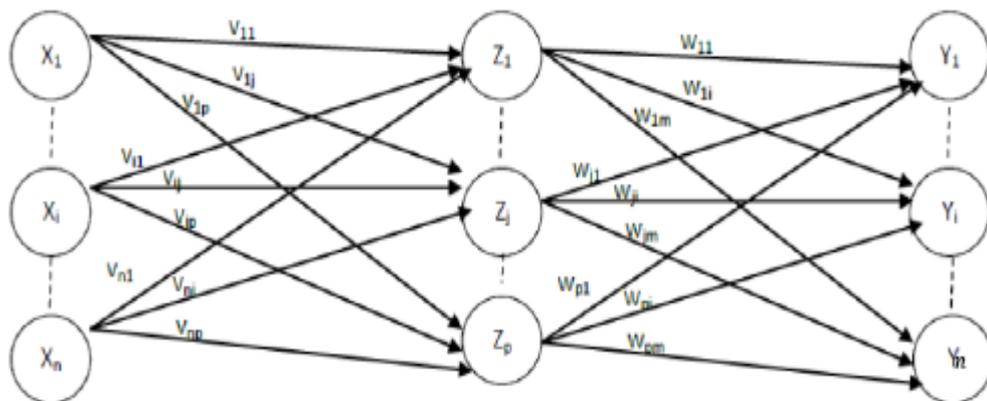
### 2.5.1 L'architecture

Les réseaux de neurones sont souvent classifiés en deux architectures : les réseaux de neurone avec un seul niveau et multi-niveaux. Le nombre de niveaux est calculé sans prendre en considération les unités.



**Figure 2.10.** Le réseau de neurones à un seul niveau.

Les neurones de la couche d'entrée se contentent de transmettre et de distribuer les entrées sans effectuer de calcul. Par conséquent, la seule vraie couche de neurones est celle de sortie. Chaque entrée  $X_1, X_2 \dots X_n$  est connectée à chaque neurone de la couche de sortie via des poids de lien. Comme chaque sortie  $Y_1, Y_2 \dots Y_n$  est calculée à partir du même ensemble de valeurs d'entrée, chaque sortie est modifiée en fonction des poids de lien [13].



**Figure 2.11.** Le réseau de neurones multi-niveaux.

La Figure 2.11 montre un réseau de neurones multi-niveaux, qui se distingue du réseau à un seul niveau par la présence d'une ou plusieurs couches masquées. Dans cette structure, les nœuds d'entrée transmettent les informations aux unités de la première couche masquée. Ensuite, les sorties de cette première couche masquée sont passées à la couche suivante, et ainsi de suite jusqu'à la couche de sortie.

Le réseau multi-niveaux peut également être considéré comme une cascade de groupes de réseaux à un seul niveau. Le niveau de complexité est déterminé par le nombre de réseaux monocouche combinés dans ce type de réseau. Le concepteur d'un réseau de neurones doit

déterminer combien de couches cachées sont nécessaires en fonction de la complexité du calcul souhaité [13].

## 2.6 Notions de base sur les réseaux de neurones

### 2.6.1 Neurone Biologique

Le cerveau humain est composé de plus de 10 milliards de neurones interconnectés, chacun étant relié à environ 10 000 autres neurones. Le corps cellulaire du neurone, appelé « soma », est connecté à d'autres somas par les entrées, appelées « dendrites », et les sorties, appelées « axones » (voir figure 2.12 ci-dessous). Chaque neurone est une cellule où se déroulent des réactions biochimiques permettant de recevoir, traiter et transmettre des informations [14].

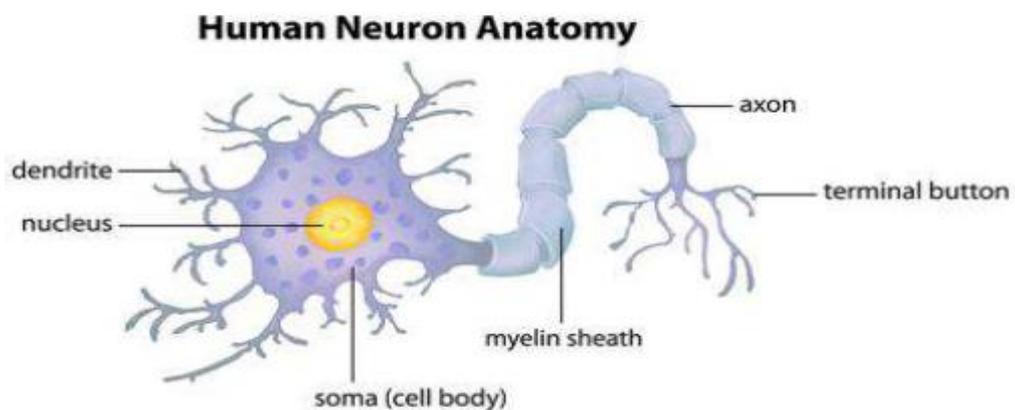


Figure 2.12. Neurone Biologique.

Les réseaux ramifiés de fibres nerveuses, appelés dendrites, sont connectés au corps cellulaire, ou soma, qui contient le noyau cellulaire. Une fibre longue et unique, appelée axone, s'étend du soma, se ramifiant en filaments et sous-filaments, et se connecte à d'autres neurones par des synapses (voir figure 2.13 ci-dessous).

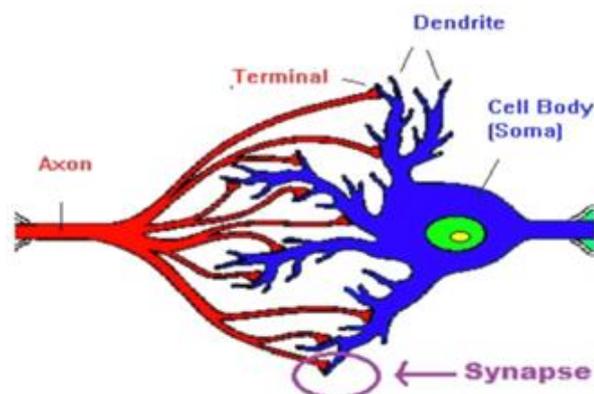
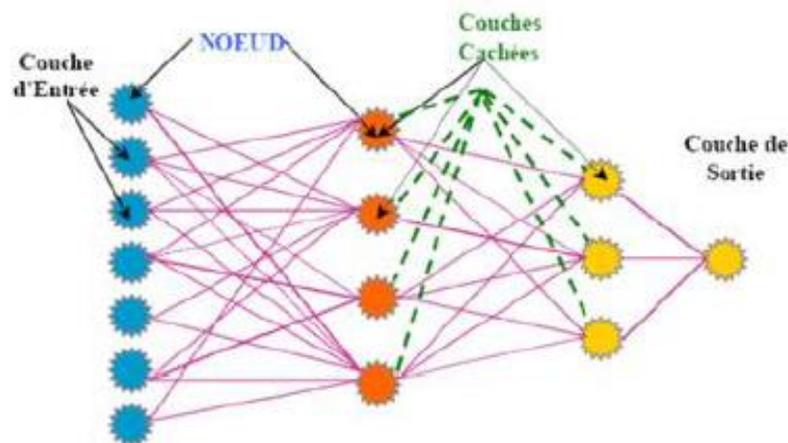


Figure 2.13. La synapse des neurones.

La transmission des signaux d'un neurone à un autre au niveau des synapses est un processus chimique complexe. Des substances chimiques spécifiques sont libérées de l'extrémité émettrice de la synapse, ce qui modifie le potentiel électrique à l'intérieur de la cellule réceptrice. Si ce potentiel atteint un certain seuil, une impulsion est envoyée le long de l'axone, activant ainsi la cellule [15].

### 2.6.2 Neurone Artificiel

Un réseau de neurones artificiels est un système initialement conçu en s'inspirant du fonctionnement des neurones biologiques, mais qui a évolué pour intégrer des méthodes statistiques avancées. Ces réseaux sont composés de nombreux processeurs élémentaires fortement interconnectés, opérant en parallèle. Chaque processeur élémentaire, ou neurone artificiel, effectue des calculs pour produire une sortie spécifique en se basant sur les informations qu'il reçoit [16].



*Figure 2.14. Architecture d'un réseau de neurone artificiel.*

Un réseau de neurones est constitué de plusieurs couches successives, où chaque couche reçoit ses entrées des sorties de la couche précédente, rendant le réseau entièrement connecté. Chaque couche est formée de neurones qui ne sont pas connectés entre eux mais qui reçoivent des informations numériques des neurones des couches adjacentes. Ce réseau comprend une couche d'entrée qui lit les valeurs d'entrée, une couche de sortie qui fournit les résultats du système, et une ou plusieurs couches cachées situées entre les deux, participant au processus de transfert des informations [17].

### 2.6.3 Le perceptron

Un perceptron est une unité de traitement fondamentale dans les réseaux de neurones artificiels, largement utilisés en intelligence artificielle (IA). Il prend plusieurs entrées, les pondère, les additionne, puis applique une fonction d'activation à cette somme pondérée pour produire une sortie. Le perceptron est couramment utilisé pour résoudre des problèmes d'approximation, de classification et de prédiction. Introduit pour la première fois en 1957 par Frank Rosenblatt, il constitue l'un des premiers et des plus basiques réseaux de neurones artificiels [18].

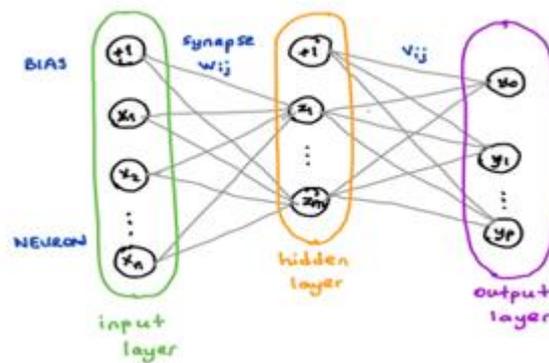


Figure 2.15. Schéma de fonctionnement des réseaux neurone à base de perceptron.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i * x_i + b\right)$$

$Y$  est la sortie du perceptron,  $\mathbf{x}_i$  sont les entrées,  $\mathbf{w}_i$  sont les poids associés à chaque entrée,  $\mathbf{b}$  est le biais,  $\mathbf{f}$  est une fonction d'activation, généralement une fonction non linéaire comme la fonction sigmoïde ou la fonction d'activation ReLU (Unité linéaire rectifiée).

### 2.6.4 Les types de perceptron

#### a. Perceptron simple

C'est un Réseau neuronal constitué d'un seul neurone artificiel ayant une valeur de sortie binaire pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées :  $Y = F(w_1 \times X_1 + W_2 \times X_2)$ , puis applique une fonction d'activation à seuil : si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1, sinon elle vaut 0. Il ne peut donc faire que de la classification, puis de la prédiction [19].

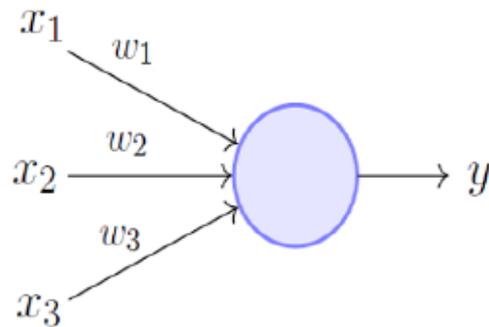


Figure 2.16. Schéma de perceptron simple.

### b. Perceptron multicouche

Le Perceptron multicouche est un classifieur linéaire de type réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement ; il s'agit donc d'un réseau de type feedforward. Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système [18].

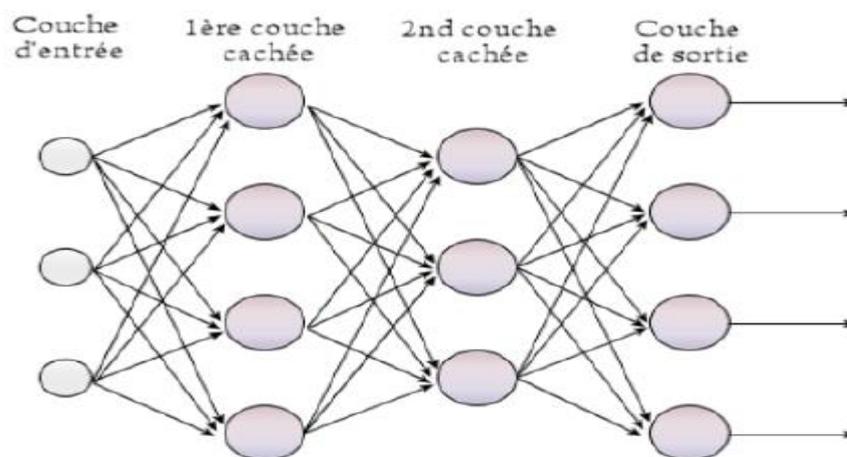


Figure 2.17. Schéma de perceptron multicouche.

### 2.6.5 Fonction d'activation

Une fonction d'activation est une fonction mathématique utilisée sur un signal. Elle va reproduire le potentiel d'activation que l'on retrouve dans le domaine de la biologie du cerveau humain. Elle va permettre le passage d'information ou non, si le seuil de stimulation est atteint. Concrètement, elle va avoir pour rôle de décider si on active ou non une réponse du neurone [20].

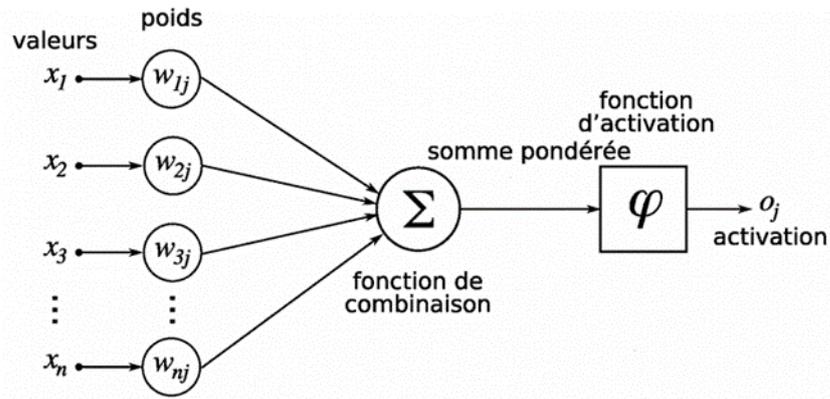


Figure 2.18. Fonction d'activation.

a. Types des fonctions d'activations

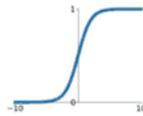
Il existe un grand nombre de fonctions d'activation, telles que :

- **Sigmoïde** : produit une courbe en forme de S. Bien que de nature non linéaire, il ne tient toutefois pas compte des légères variations des entrées, ce qui entraîne des résultats similaires.
- **Fonctions de tangente hyperbolique (tanh)** : Il s'agit d'une fonction supérieure comparée à Sigmoïde. Cependant, elle rend moins bien compte des relations et elle est plus lente à converger.
- **Unité linéaire rectifiée (ReLU)** : Cette fonction converge plus rapidement, optimise et produit la valeur souhaitée plus rapidement. C'est de loin la fonction d'activation la plus populaire utilisée dans les couches cachées.
- **Soft max** : utilisé dans la couche de sortie car il réduit les dimensions et peut représenter une distribution catégorique [21].

Activation Functions

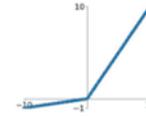
**Sigmoid**

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



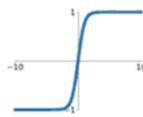
**Leaky ReLU**

$$\max(0.1x, x)$$



**tanh**

$$\tanh(x)$$

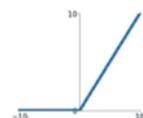


**Maxout**

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

**ReLU**

$$\max(0, x)$$



**ELU**

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$

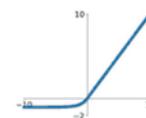


Figure 2.19. Types des fonctions d'activation.

### 2.6.6 Types de réseaux de neurone

Il existe différents types de réseaux de neurones, et ils sont classés en fonction du nombre de nœuds cachés du modèle ou encore du nombre d'entrées et de sorties de chaque nœud. La propagation des informations entre les différents neurones peut varier et dépend du type de réseaux de neurones.

Il existe plusieurs types de réseaux de neurones :

- **Les réseaux de neurones à propagation avant (*feed-forward*)** : C'est la variante la plus simple, où l'information se déplace uniquement dans une direction. Elle traverse directement les nœuds de traitement (couches cachées) à partir de l'entrée, puis se dirige vers les sorties. Dans ce type de réseau, il n'y a pas de cycles ou de boucles.
- **Les réseaux de neurones récurrents** : Ce mode d'apprentissage est un peu plus complexe. Ces réseaux comportent au moins un cycle dans leur structure, ce qui leur permet de sauvegarder les résultats produits par les nœuds de traitement et de les utiliser pour nourrir le modèle. Les réseaux de neurones récurrents sont utilisés dans des domaines tels que la reconnaissance automatique de formes et la traduction automatique de la parole.
- **Les réseaux de neurones convolutifs** : Inspirés par le fonctionnement du cortex visuel des animaux, ces réseaux traitent les données en les faisant passer à travers plusieurs couches, de la couche d'entrée à la couche de sortie. Les réseaux de neurones convolutifs sont utilisés dans des domaines tels que la reconnaissance faciale, la reconnaissance d'images et de vidéos, ainsi que le traitement du langage naturel [22].

## 2.7 Convolutional neural network (CNN)

Le réseau de neurones le plus populaire est le réseau de neurones convolutif (CNN). Son nom provient de l'opération arithmétique linéaire entre vecteurs appelée convolution. Les réseaux CNN sont des technologies très réussies, appliquées à des problèmes où les données d'entrée sur lesquelles des prédictions doivent être faites ont une topologie connue, comme les séries chronologiques (signaux en vecteur 1D) ou les images (matrices 2D). Les réseaux CNN ont introduit l'apprentissage en profondeur dans l'ère moderne, résolvant l'un des problèmes de calcul les plus cruciaux de la vision par ordinateur à l'ère numérique. Avec la popularité des CNN, la recherche sur l'apprentissage en profondeur a connu une augmentation significative et continue encore aujourd'hui [23].

### 2.7.1 Architecture de CNN

Figure 2.20. Représente une architecture de base pour un réseau CNN [24].

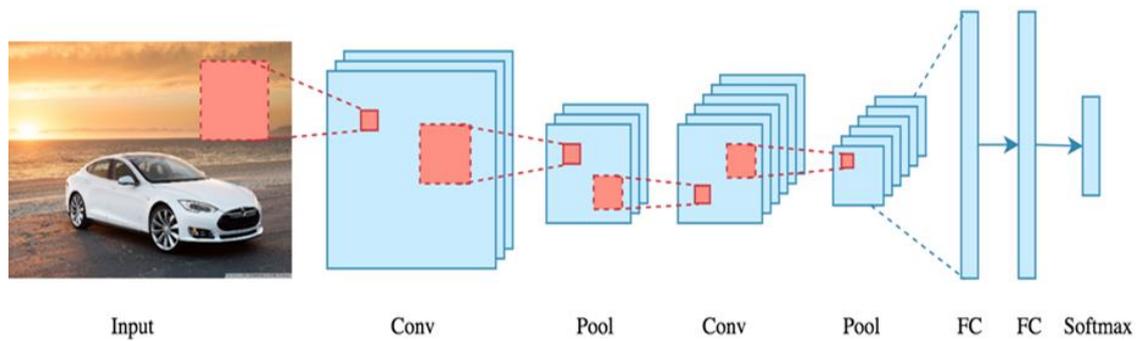


Figure 2.20. Architecture de CNN.

### 2.7.2 Mode de fonctionnement CNN

#### a. Couches de détection de fonctionnalités

Les couches de détection de fonctionnalités effectuent l'un des trois types d'opérations sur les données : convolution, pooling ou unité linéaire rectifiée (ReLU) [25].

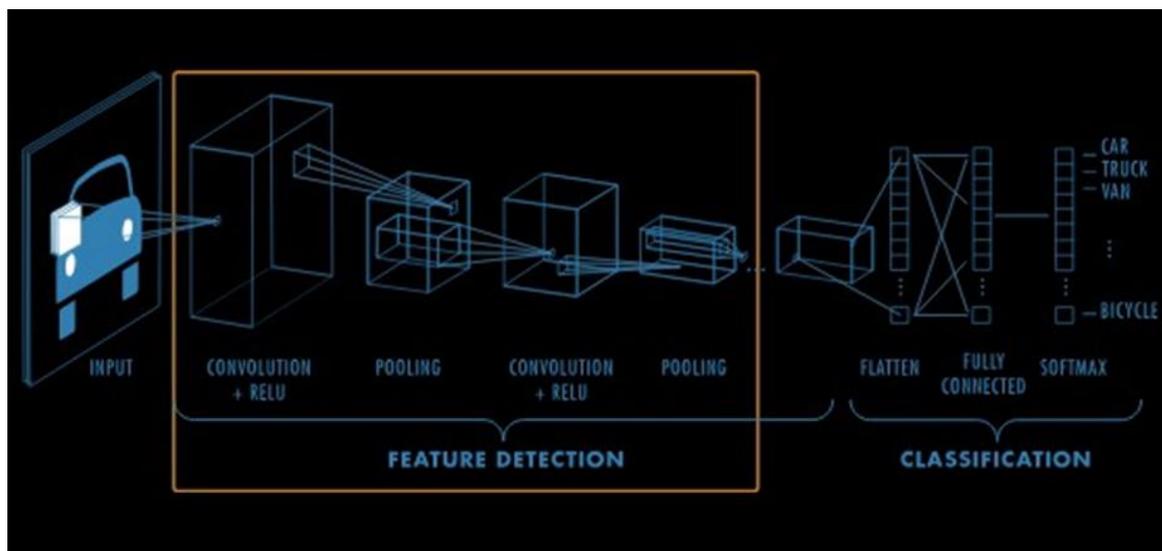


Figure 2.21. Couches de détection de fonctionnalités.

- **Convolution**

La convolution est une opération linéaire spécialisée utilisée pour extraire des caractéristiques. Elle consiste à appliquer un petit vecteur de nombres, appelé filtre ou noyau, sur les données d'entrée, représentées par un tenseur. À chaque position du tenseur, un produit élément par élément entre le filtre et les données d'entrée est calculé, et les résultats sont additionnés pour produire une valeur de sortie. Cette valeur est placée à la position

correspondante dans la carte de caractéristiques de sortie. En répétant cette procédure avec plusieurs filtres, on obtient un ensemble de cartes de caractéristiques, chacune représentant des aspects différents des données d'entrée. Les filtres peuvent être vus comme des extracteurs de différentes caractéristiques [26].

Il existe deux hyperparamètres principaux qui définissent les opérations de convolution

- **La taille du filtre** : Dans la plupart des applications, il s'agit d'une matrice carrée ou d'un vecteur de taille impaire, typiquement de tailles :
  - Pour une matrice :  $3 \times 3$ , parfois  $5 \times 5$  ou  $7 \times 7$ .
  - Pour un vecteur :  $3 \times 1$ , parfois  $5 \times 1$  ou  $7 \times 1$ .
- **Le nombre de filtres** : Il détermine la profondeur des cartes de caractéristiques de sortie.

L'opération de convolution décrite ne permet pas au centre de chaque filtre de chevaucher les éléments les plus externes des données d'entrée, ce qui réduit la hauteur et la largeur des cartes de caractéristiques par rapport aux dimensions des données d'entrée [26].

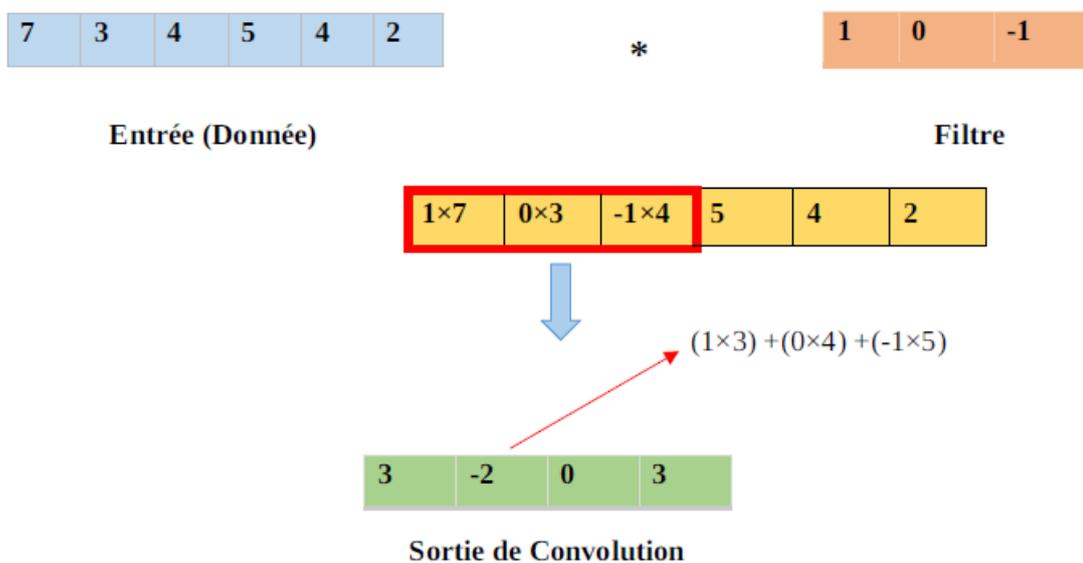
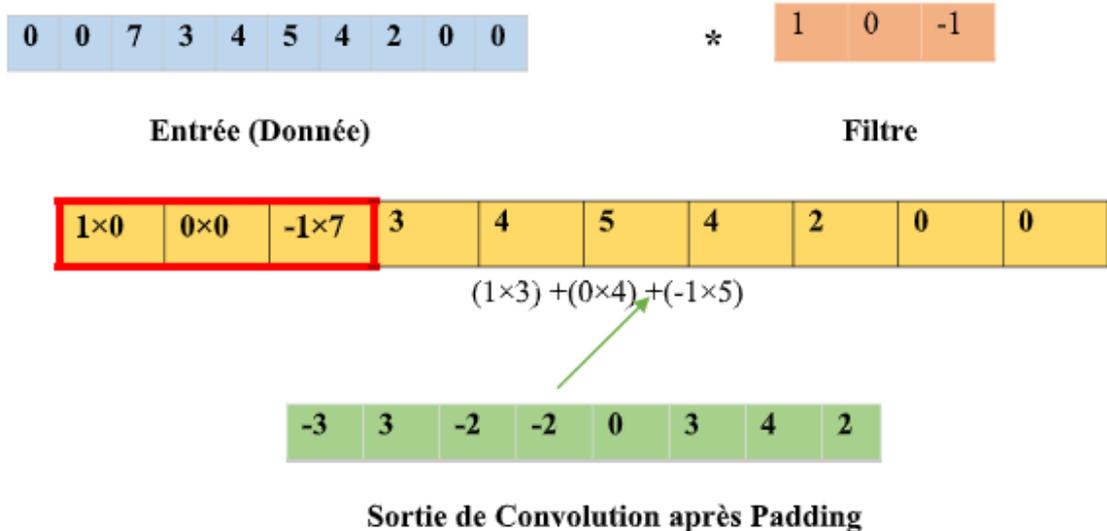


Figure 2.22. Opération de Convolution.

- **Remplissage zéro (Padding)** : Le remplissage zéro est une technique utilisée pour résoudre le problème de la convolution qui empêche le centre de chaque filtre de chevaucher les éléments les plus externes des données d'entrée. Pour résoudre ce problème, on ajoute des lignes et des colonnes de zéros autour des données d'entrée, permettant ainsi au centre du filtre de s'aligner sur les éléments les plus externes et de maintenir les dimensions du plan après l'opération de convolution (voir figure 2.23).



*Figure 2.23. Opération de Padding.*

Sans remplissage zéro, chaque carte de caractéristiques deviendrait plus petite après chaque opération de convolution, limitant ainsi la profondeur du réseau [26].

- **Foulée (Stride)** : La foulée, ou stride, désigne la distance entre deux positions successives du filtre lors de l'opération de convolution. Le choix de la foulée influence la manière dont le filtre se déplace sur l'entrée et détermine ainsi l'opération de convolution. Dans la majorité des applications, une foulée de 1 est couramment utilisée ; cependant, une foulée supérieure à 1 est parfois employée pour réaliser un sous-échantillonnage des cartes de caractéristiques.
- **Fonction d'activation** : Après les opérations linéaires de convolution, les sorties sont transmises à travers une fonction d'activation non linéaire telle que ReLU (Rectified Linear Unit), ELU (Exponential Linear Unit), ou LReLU (Leaky ReLU). Parmi celles-ci, ReLU est la fonction d'activation la plus couramment utilisée dans les réseaux de neurones artificiels. Les fonctions d'activation sont essentielles pour introduire des non-linéarités au sein de l'architecture du réseau, ce qui est crucial pour

l'apprentissage de modèles complexes. La figure 2.24 illustre le processus d'activation [26].

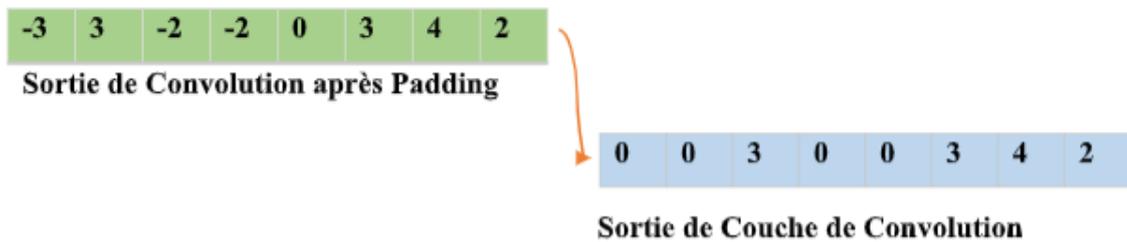


Figure 2.24. Sortie de Fonction d'activation.

- **Couche de Pooling**

La couche de Pooling est une couche de regroupement qui effectue une opération de sous-échantillonnage, permettant de réduire progressivement la taille (ou la longueur) des entrées. En d'autres termes, elle diminue le nombre de paramètres de calcul dans notre réseau de neurones convolutifs (CNN). Le Pooling aide également à contrôler le surapprentissage (overfitting). Il existe deux types principaux de Pooling :

- **Max Pooling** : C'est la fonction la plus couramment utilisée, notamment dans les opérations de Max Pooling. Cette fonction extrait des sous-régions (patches) des cartes d'entités d'entrée, sélectionne la valeur maximale dans chaque patch et ignore toutes les autres valeurs. En pratique, un Max Pooling de taille  $2 \times 2$  avec un stride (foulée) de 2 est souvent utilisé (voir figure 2.25) [1].

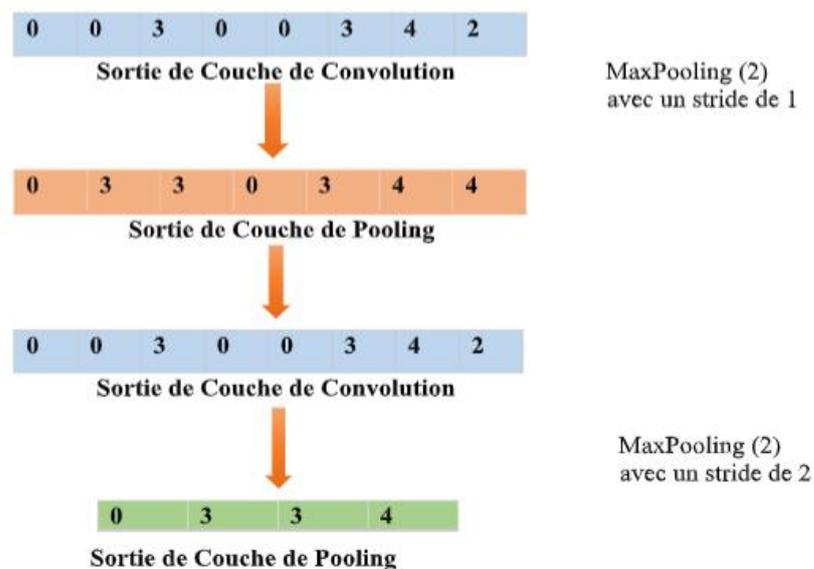


Figure 2.25. Opération de Max Pooling.

- **Average Pooling (ou Pooling Moyenne)** : Cette fonction est similaire au Max Pooling, mais au lieu de prendre la valeur maximale dans chaque sous-région (patch), elle calcule la moyenne des valeurs. En pratique, un Average Pooling de taille  $2 \times 2$  avec un stride (foulée) de 2 est souvent utilisé (voir figure 2.26) [26].

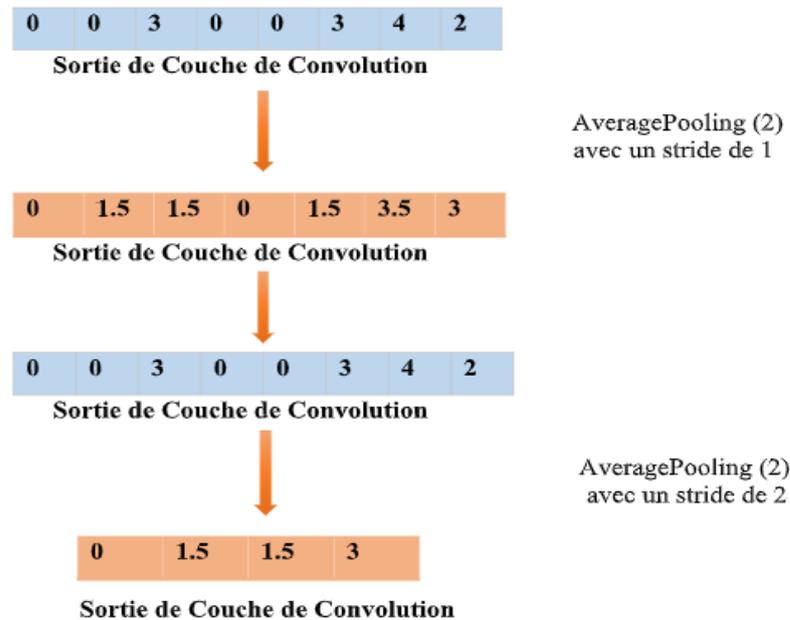


Figure 2.26. Opération de Average Pooling.

- **Global Average Pooling** : C'est une autre opération de Pooling notable, correspondant à un Pooling moyenne global. Cette opération réalise un sous-échantillonnage extrême, réduisant la carte des caractéristiques à une taille de 1 en prenant simplement la moyenne de tous les éléments de chaque carte de caractéristiques. Elle est généralement appliquée une seule fois avant la couche entièrement connectée. Les avantages de cette fonction sont les suivants :
- Réduit le nombre de paramètres à apprendre.
  - Permet au réseau CNN d'accepter des entrées de tailles variables.
- **L'unité linéaire rectifiée (ReLU)**

Permet un entraînement plus rapide et plus efficace en mappant les valeurs négatives à zéro et en maintenant les valeurs positives.

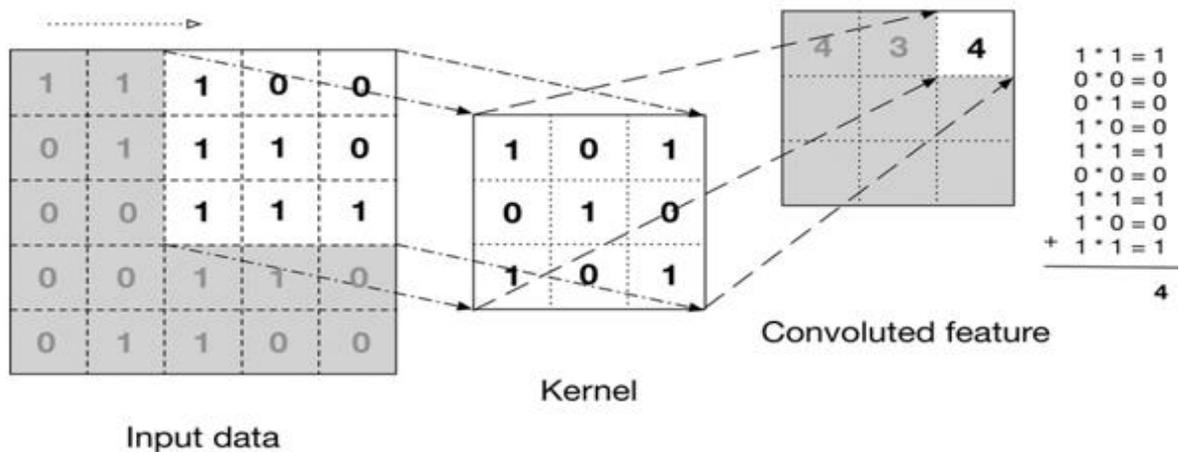


Figure 2.27. Caractéristiques de convolution en niveaux de gris.

Ces trois opérations sont répétées sur des dizaines ou des centaines de couches, chaque couche apprenant à détecter différentes caractéristiques.

- **Batch Normalization (Normalisation par lots)**

Il est introduit pour la première fois en 2015 par Ioffe et Szgedy dans leur article. Cette couche de normalisation (abrégé par BN), comme leur nom l'indique, permet d'accélérer l'apprentissage du réseau et en réduisant le décalage interne des covariances.

Il est utilisé pour normaliser les activations d'un volume d'entrée donné avant de le passer dans la couche suivante du réseau. Mais il existe un inconvénient de la normalisation par lots (Batch Normalization) qui se traduit par le fait qu'elle peut ralentir le temps nécessaire pour former le réseau (même si vous aurez besoin de moins d'époques pour obtenir une précision raisonnable) de 2 à 3 fois en raison du calcul des statistiques par lot et normalisation [1].

- **Dropout (L'abandon)** : L'abandon (voir figure 2.28) est en fait une forme de régularisation qui vise à aider à prévenir le surapprentissage en augmentant la précision des tests, peut-être au détriment de la précision d'entraînement. Pour chaque mini-lot (mini-batch) de notre ensemble d'apprentissage, les couches d'abandon, avec une probabilité  $p$ , déconnectent de manière aléatoire les entrées de la couche précédente à la couche suivante dans l'architecture du réseau. [1].

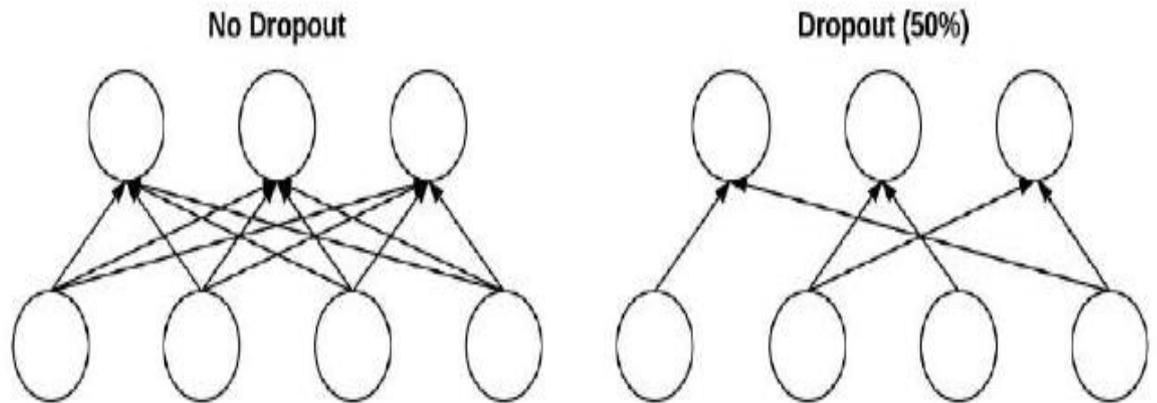


Figure 2.28. Opération d'abandon (Dropout).

### b. Couches de classification

Après la détection des fonctionnalités, l'architecture d'un CNN passe à la classification.

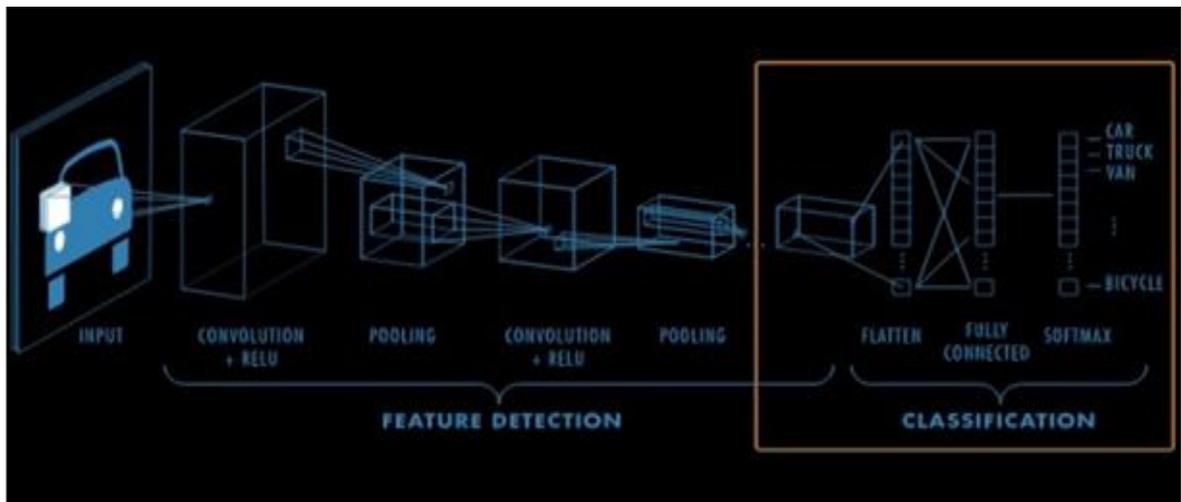
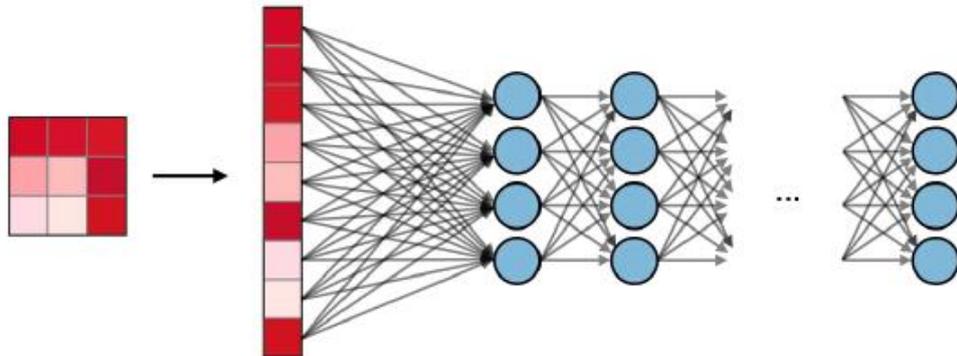


Figure 2.29. Couche de classification.

- **Couche de connexion entière (Fully Connected layer)** : Les cartes de caractéristiques de sortie de la couche finale, qu'elle soit de convolution ou de Pooling, sont généralement aplaties (flattened), c'est-à-dire transformées en un vecteur unidimensionnel (1D). Ce vecteur est ensuite connecté à une ou plusieurs couches entièrement connectées, également appelées couches denses, où chaque entrée est connectée à chaque sortie par un poids apprenable. Une fois les caractéristiques extraites par les couches de convolution et réduites par la couche de Pooling, elles sont mappées par un ensemble de couches entièrement connectées aux sorties finales du réseau, comme les probabilités pour chaque classe dans les tâches de classification. La dernière couche entièrement connectée a généralement autant

de neurones que de classes. Chaque couche entièrement connectée est suivie par une fonction d'activation non linéaire, telle que ReLU (voir figure 2.30) [26].



*Figure 2.30. Couche de connexion entière (Fully Connected layer).*

- **Fonction d'activation de la dernière couche entièrement connectée (Softmax) :** La fonction d'activation appliquée à la dernière couche entièrement connectée diffère généralement des autres couches. Il est crucial de choisir une fonction d'activation appropriée en fonction de chaque tâche spécifique. La fonction d'activation Softmax est couramment utilisée pour les tâches de classification multi-classes. Elle normalise les valeurs réelles de sortie de la dernière couche entièrement connectée en probabilités de classe cible, de sorte que chaque valeur varie entre 0 et 1, et que la somme de toutes les valeurs est égale à 1 [1].

## 2.8 Rôle du Deep Learning dans l'analyse des données médicales

L'analyse des applications actuelles d'imagerie et traitement des signaux médicaux utilisant de l'IA pour un usage clinique courant renseigne sur les directions de recherche scientifique à envisager dans ce domaine. Leurs solutions ont toutes été approuvées, pour la première fois, par le Food and Drug Administration (FDA) des États-Unis.

Il s'agit notamment de l'application Viz.ai (San Francisco, CA, USA), pour les accidents vasculaires cérébraux aigus, qui utilise le DL pour la détection automatique de l'occlusion des vaisseaux cérébraux à l'angio-TDM et l'appel immédiat du radiologue interventionnel de garde, du logiciel IDx-DR capable de détecter sur fond d'œil une rétinopathie diabétique sans même l'intervention d'un ophtalmologiste. Osteodetect de la société Imagen (New York, USA) est encore un autre outil qui permet d'accélérer la détection des fractures de poignets sur des radiologies 2D standards numérisées [27].

### 2.8.1 Applications du Deep Learning et des CNN dans l'analyse des ECG

C'est presque devenu une habitude d'accepter, apparemment sans broncher, le fait que les algorithmes surpassent les cardiologues et de publier les résultats rapportés sans en tester les modèles et sans même voir le code utilisé. Il faut certainement relativiser cet enthousiasme : Les algorithmes sont plus performants que les cardiologues certifiés (pas les experts) et pour des interprétations d'ECG de routine (non complexes). Un des intérêts des techniques diagnostiques d'IA réside en réalité dans le fait de décharger les cardiologues des tâches considérées comme secondaires, telles l'interprétation d'un ECG et de leur permettre de se consacrer à des tâches beaucoup plus complexes et gratifiantes dans les salles de cathétérisme et d'électrophysiologie. Notons qu'en ce qui concerne l'interprétation de l'ECG, l'IA, même si elle est déjà très performante pour les diagnostics de base, reste cependant encore éloignée d'une performance optimale pour les troubles du rythme plus compliqués. Des progrès substantiels vont probablement s'accomplir dans les années à venir [28].

## 2.9 Conclusion

L'application des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour la classification des signaux ECG représente une avancée majeure dans le domaine de la cardiologie. Grâce à leur capacité à apprendre des représentations complexes des données brutes, les CNN surpassent les méthodes traditionnelles en termes de précision et de rapidité. En automatisant la classification des signaux ECG, ils permettent une détection plus précoce et plus fiable des anomalies cardiaques, contribuant ainsi à une meilleure gestion des maladies cardiovasculaires. Les résultats obtenus montrent que l'intégration de l'intelligence artificielle, et en particulier des CNN, dans l'analyse des signaux ECG, ouvre de nouvelles perspectives pour la médecine moderne. Ces avancées promettent de transformer la cardiologie et d'améliorer les soins de santé personnalisés, avec des diagnostics plus précis et des interventions plus efficaces.

# Chapitre 03 :

## **Conception et implémentation**

## 3.1 Introduction

Le chapitre se concentre sur la conception et l'implémentation pratique du système de classification des signaux ECG. Ce chapitre débute par la présentation du code utilisé pour la classification des ECG, en détaillant les résultats obtenus lors du pré-entraînement. Nous explorons ensuite l'utilisation des plateformes KAGGLE et VS CODE COLAB pour le développement et la gestion des modèles, en décrivant les bases de données MIT-BIH et PTBDB-XL utilisées pour l'entraînement. Les langages de programmation et les bibliothèques employés sont également abordés, en mettant l'accent sur l'importance de la numérisation et de l'analyse des signaux. Enfin, nous décrivons le processus de prédiction et de classification, ainsi que la conversion du code en une application pratique et son déploiement via des serveurs distants.

## 3.2 ECG Classification code

Cet ensemble de données est composé de deux collections de signaux de battement cardiaque dérivés de deux ensembles de données célèbres en matière de classification des battements cardiaques, l'ensemble de données sur les arythmies du MIT-BIH et la base de données ECG diagnostique PTB. Le nombre d'échantillons dans les deux collections est suffisamment important pour former un réseau neuronal profond [29].

Cet ensemble de données a été utilisé pour explorer la classification des battements de cœur à l'aide d'architectures de réseaux neuronaux profonds et pour observer certaines des capacités d'apprentissage par transfert. Les signaux correspondent aux formes d'électrocardiogramme (ECG) des battements cardiaques pour le cas normal et les cas affectés par différentes arythmies et infarctus du myocarde. Ces signaux sont prétraités et segmentés, chaque segment correspondant à un battement de cœur [29].

### 3.2.1 Les résultats du pré-entraînement

- a. Nous cherchons à lire les deux fichiers CSV (`mitbih_train.csv` et `mitbih_test.csv`) dans des DataFrames pandas (`df_train` et `df_test`), en les traitant comme s'ils n'avaient pas de ligne d'en-tête. Il affiche ensuite les cinq premières lignes du DataFrame `df_train` pour fournir un aperçu ou idée des données.

```
df_train = pd.read_csv("c:\Users\hounayda\Desktop\mitbih_train.csv", header=None)
df_test = pd.read_csv("c:\Users\hounayda\Desktop\mitbih\mitbih_test.csv", header=None)
df_train.head()
```

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...	178	179	180	181	182	183	184	185	186	187
0	0.977941	0.926471	0.681373	0.245098	0.154412	0.191176	0.151961	0.085784	0.058824	0.049020	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.960114	0.863248	0.461538	0.196581	0.094017	0.125356	0.099715	0.088319	0.074074	0.082621	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	1.000000	0.659459	0.186486	0.070270	0.070270	0.059459	0.056757	0.043243	0.054054	0.045946	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0.925414	0.665746	0.541436	0.276243	0.196133	0.077348	0.071823	0.060773	0.066298	0.058011	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
4	0.967136	1.000000	0.830986	0.586854	0.356808	0.248826	0.145540	0.089202	0.117371	0.150235	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

5 rows x 188 columns

Figure 3.1. Lecture des fichiers CSV (mitbih\_train.csv et mitbih\_test.csv).

- b. Cette partie du code est utilisée pour afficher et visualiser la distribution des classes dans la colonne 187 d'un *DataFrame Train*, ce qui est utile pour des analyses exploratoires de données, en particulier pour vérifier l'équilibre des classes dans des ensembles de données de classification.

```
print(df_train[187].value_counts())
plot_equilibre(df_train[187].value_counts())
```

```
187
0.0    72471
4.0    6431
2.0    5788
1.0    2223
3.0     641
Name: count, dtype: int64
```

Figure 3.2. Affichage et visualisation des classes df\_train.

- c. Afficher et visualiser la distribution des classes pour les *DataFrame Test*.

```
print(df_test[187].value_counts())
plot_equilibre(df_test[187].value_counts())
```

```
187
0.0    18118
4.0    1608
2.0    1448
1.0     556
3.0     162
Name: count, dtype: int64
```

Figure 3.3. Affichage et visualisation des classes df\_test.

- d. Lecture et visualisation graphique

```
# plot the circle of value counts in dataset
def plot_equilibre(equilibre):
    plt.figure(figsize=(10,10))
    my_circle=plt.Circle( (0,0), 0.7, color='white')
    plt.pie(equilibre, labels=['n','q','v','s','f'], colors=['red','green','blue','skyblue','orange'],autopct='%1.1f%%')
    p=plt.gcf()
    p.gca().add_artist(my_circle)
    plt.show()
```

- e. Cette partie permet de lire des données à partir de fichiers CSV, de compter les occurrences des valeurs dans une colonne spécifique, et de visualiser ces données sous forme graphique.

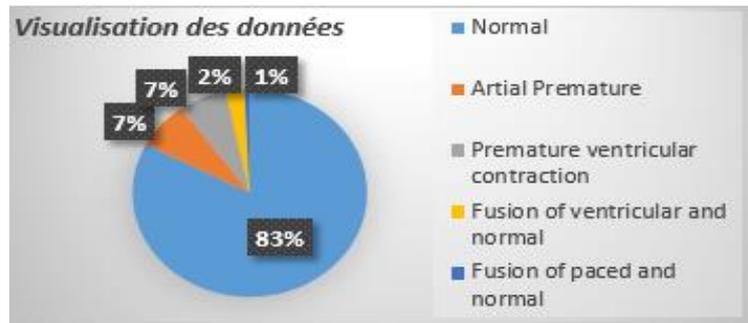


Figure 3.4. Visualisation des données sous forme graphique.

- f. Cette partie du code trace un ECG (électrocardiogramme) d'une seule impulsion pour chaque catégorie de battement cardiaque à partir des données de test. 'x' représente le temps en millisecondes pour les 187 échantillons d'un battement cardiaque.

```
# plot one ECG for each category
C0 = np.argwhere(y_test == 0).flatten()
C1 = np.argwhere(y_test == 1).flatten()
C2 = np.argwhere(y_test == 2).flatten()
C3 = np.argwhere(y_test == 3).flatten()
C4 = np.argwhere(y_test == 4).flatten()

x = np.arange(0, 187)*8/1000

plt.figure(figsize=(20,6))
plt.plot(x, X_test[C0, :][0], label="Normal")
plt.plot(x, X_test[C1, :][0], label="Atrial Premature")
plt.plot(x, X_test[C2, :][0], label="Premature ventricular contraction")
plt.plot(x, X_test[C3, :][0], label="Fusion of ventricular and normal")
plt.plot(x, X_test[C4, :][0], label="Fusion of paced and normal")
plt.legend()
plt.title("1-beat ECG for every category", fontsize=20)
plt.ylabel("Amplitude", fontsize=15)
plt.xlabel("Time (ms)", fontsize=15)
plt.show()
```

C0, C1, C2, C3, C4 contiennent les indices des exemples appartenant aux catégories 0 à 4 respectivement, extraits de y\_test.

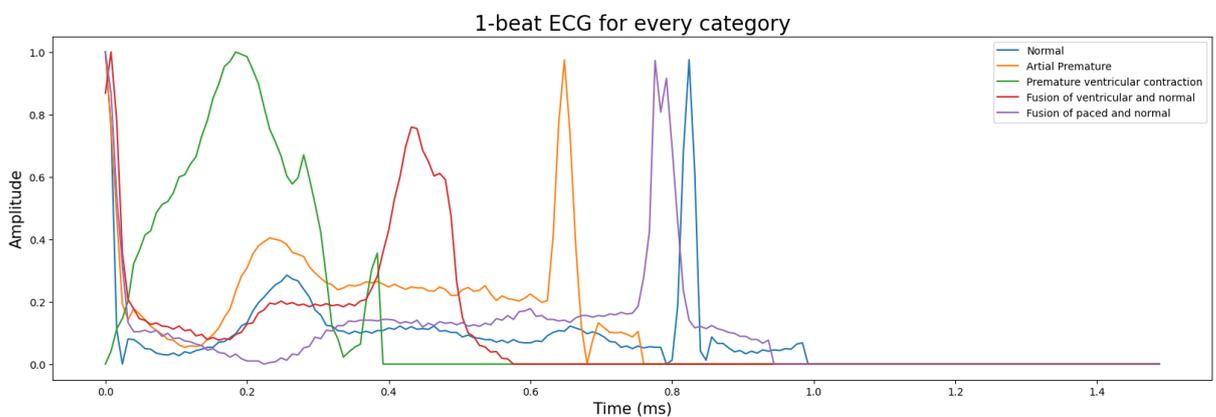


Figure 3.5. Trace impulsion pour chaque catégorie de battement cardiaque.

- g. Cette partie du code ajoute une dimension supplémentaire aux tableaux `X_train` et `X_test` pour les transformer en tableaux tridimensionnels, ce qui est souvent requis pour les modèles de deep learning. Ensuite, il affiche les nouvelles formes des tableaux. Dans ce cas, la nouvelle dimension représente un seul canal (par exemple, une seule caractéristique ou un seul signal par échantillon).

```
X_train = np.expand_dims(X_train, 2)
X_test = np.expand_dims(X_test, 2)

print(X_train.shape)
print(X_test.shape)

[42]
... (87554, 187, 1)
    (21892, 187, 1)
```

*Figure 3.6. Dimension supplémentaire une caractéristique par échantillon.*

- h. Cette partie du code convertit les étiquettes de `y_train` et `y_test` en représentation des vecteurs binaires où chaque position dans le vecteur correspond à une classe spécifique. En utilisant la fonction `to_categorical` de `tensorflow.keras.utils`. Ensuite, il affiche les nouvelles formes des tableaux d'étiquettes, montrant le nombre d'échantillons et le nombre de classes.

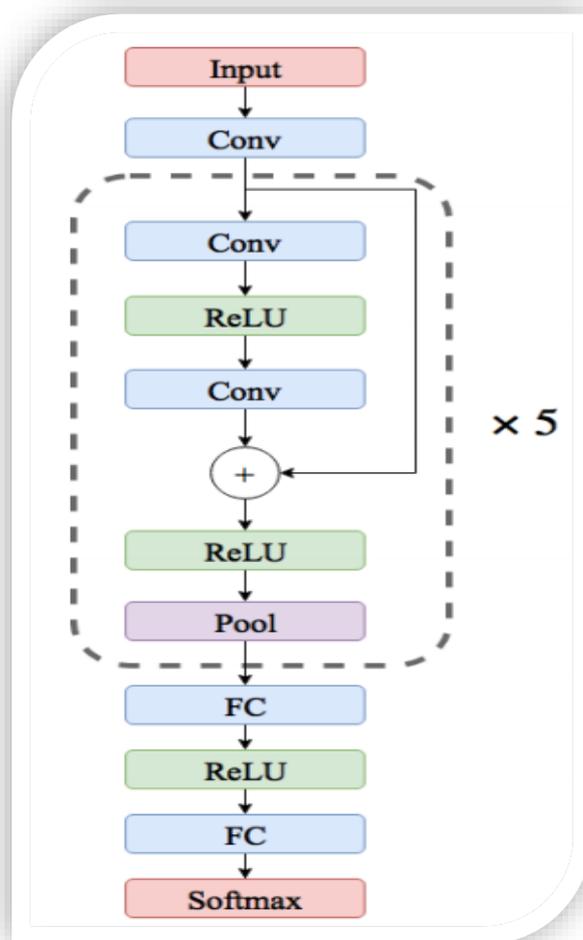
```
from tensorflow.keras import utils
y_train = utils.to_categorical(y_train)
y_test = utils.to_categorical(y_test)

print(y_train.shape)
print(y_test.shape)

[43]
... (87554, 5)
    (21892, 5)
```

*Figure 3.7. Affichage des nombres d'échantillons et le nombre de classes.*

- i. La représentation du mode fonctionnement du modèle.



*Figure 3.8. Mode de fonctionnement du modèle.*

**j. Nombre de paramètre entraines dans le modèle**

Les paramètres sont des composants essentiels des réseaux de neurones qui sont appris et mis à jour durant le processus d'entraînement pour optimiser les performances du modèle. Ils incluent les poids et les biais, qui sont ajustés en fonction des données d'entrée et de la sortie correspondante durant l'entraînement.

```

... Model: "model_1"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #   Connected to
-----
input_2 (InputLayer)        [(None, 187, 1)]           0         []
conv1d_11 (Conv1D)          (None, 183, 32)           192       ['input_2[0][0]']
conv1d_12 (Conv1D)          (None, 183, 32)           5152      ['conv1d_11[0][0]']
activation_11 (Activation)  (None, 183, 32)           0         ['conv1d_12[0][0]']
conv1d_13 (Conv1D)          (None, 183, 32)           5152      ['activation_11[0][0]']
add_5 (Add)                 (None, 183, 32)           0         ['conv1d_13[0][0]',
                    'conv1d_11[0][0]']
activation_14 (Activation)  (None, 183, 32)           0         ['add_5[0][0]']
max_pooling1d_6 (MaxPoolin  (None, 90, 32)             0         ['activation_14[0][0]']
g1D)
conv1d_16 (Conv1D)          (None, 90, 32)            5152      ['max_pooling1d_6[0][0]']
activation_15 (Activation)  (None, 90, 32)             0         ['conv1d_16[0][0]']
...
Total params: 50853 (198.64 KB)
Trainable params: 50853 (198.64 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
    
```

Figure 3.9. Optimisation des performances du modèle.

k. loss, accuracy and validation des epochs=10 par batch\_size =100

```

batch_size = 100
num_epochs = 10
[47] Python

# Train Model
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=num_epochs, batch_size=batch_size, validation_data=(X_test, y_test))
[48] Python

... Epoch 1/10
WARNING:tensorflow:From c:\pt\lib\site-packages\keras\src\utils\tf_utils.py:492: The name tf.ragged.RaggedTensorValue is deprecated. Please use tf.compat.v1.ragged
WARNING:tensorflow:From c:\pt\lib\site-packages\keras\src\engine\base_layer_utils.py:384: The name tf.executing_eagerly_outside_functions is deprecated. Please us

876/876 [=====] - 48s 50ms/step - loss: 0.1997 - accuracy: 0.9427 - val_loss: 0.1088 - val_accuracy: 0.9703
Epoch 2/10
876/876 [=====] - 43s 49ms/step - loss: 0.0911 - accuracy: 0.9743 - val_loss: 0.0941 - val_accuracy: 0.9728
Epoch 3/10
876/876 [=====] - 37s 43ms/step - loss: 0.0721 - accuracy: 0.9795 - val_loss: 0.0741 - val_accuracy: 0.9794
Epoch 4/10
876/876 [=====] - 38s 44ms/step - loss: 0.0602 - accuracy: 0.9825 - val_loss: 0.0865 - val_accuracy: 0.9787
Epoch 5/10
    
```

Figure 3.10. Validation des epochs par batch\_size.

l. Représentation graphique de la courbe de perte

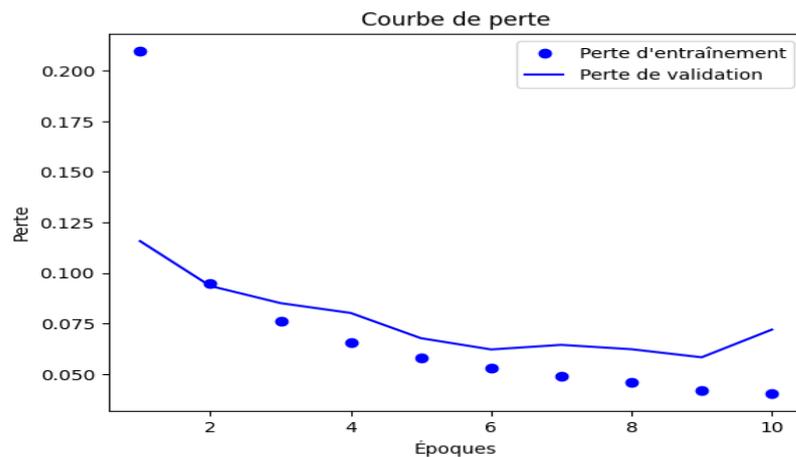


Figure 3.11. Courbe de perte.

m. Représentation graphique de la courbe de précision

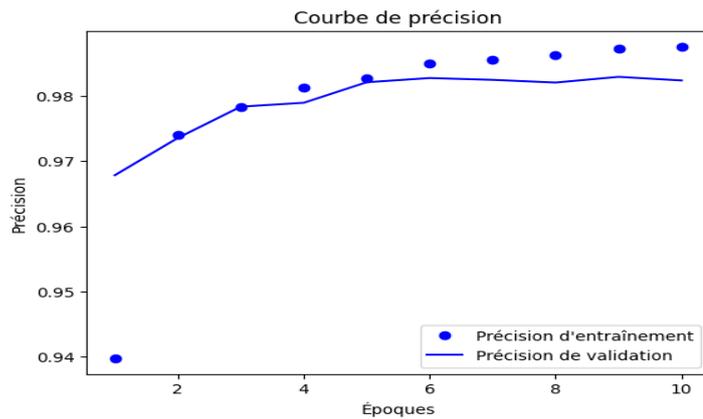


Figure 3.12. Courbe de précision.

- n. La matrice de confusion est un outil essentiel pour évaluer les performances d'un modèle de classification. Elle permet de voir non seulement le taux de précision global mais aussi les types spécifiques d'erreurs que le modèle commet, ce qui est crucial pour améliorer le modèle.

```
[28] ✓ 6.8s Python
# Test Model
predY = model.predict(X_test)
y_pred = np.argmax(predY,axis=1)
y_actual = np.argmax(y_test,axis=1)
cm = confusion_matrix(y_actual, y_pred)
print(cm)

... 685/685 6s 9ms/step
[[18097  6  13  0  2]
 [ 160 385  11  0  0]
 [  59  3 1365  20  1]
 [  33  0  10 119  0]
 [  62  0  6  0 1540]]
```

Figure 3.13. Matrice de confusion.

### o. Rapport de classification du modèle

```
[29] ✓ 0.0s Python
print(classification_report(y_actual, y_pred, target_names=labels))

...
              precision    recall  f1-score   support

 Normal                0.98      1.00      0.99      18118
  Atrial Premature      0.98      0.69      0.81        556
 Premature ventricular contraction 0.97      0.94      0.96      1448
 Fusion of ventricular and normal 0.86      0.73      0.79        162
 Fusion of paced and normal      1.00      0.96      0.98       1688

 accuracy                0.98      21892
 macro avg              0.96      0.87      0.91      21892
 weighted avg           0.98      0.98      0.98      21892
```

Figure 3.14. Rapport de classification.

### 3.3 Description du code KAGGLE {Choix du code/ modèle}

#### 3.3.1 Définition de logiciel KAGGLE VS CODE COLAB

##### *a. Kaggle*

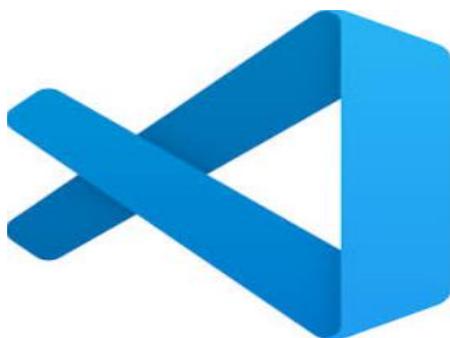
Kaggle est une plateforme web interactive qui propose des compétitions d'apprentissage automatique en science des données. La plateforme fournit des jeux de données, des notebooks et des didacticiels gratuits dont les scientifiques de données ont besoin pour réaliser leurs projets d'apprentissage automatique [30].



*Figure 3.15. Logiciel Kaggle.*

##### *b. VS code*

Visual Studio Code est un éditeur de code extensible développé par Microsoft pour Windows, Linux et macOS. Les fonctionnalités incluent la prise en charge du débogage, la mise en évidence de la syntaxe, la complétion intelligente du code, les snippets, la refactorisation du code et Git intégré [30].



*Figure 3.16. Logiciel VS code.*

### *c. Google colab*

Colab est un service hébergé de notebooks Jupyter qui ne nécessite aucune configuration et qui permet d'accéder gratuitement à des ressources informatiques, y compris des GPU et des TPU [31].



*Figure 3.17. Google colab.*

### *d. Jupyter*

Jupyter est une application web utilisée pour programmer dans plus de 40 langages de programmation, dont Python.



*Figure 3.18. Jupyter.*

## **3.4 Les Base de données (MIT-BIH et PTBDB-XL)**

### **3.4.1 MITBIH**

Pour tester le classifieur réalisé, nous avons utilisé les signaux électriques du cœur (ECG) de la base de données MIT-BIH Arythmie disponible online sur le site [32].

#### *a. Définition*

MIT-BIH Arythmie Database, Cette base de données est largement utilisée dans la recherche médicale pour l'analyse des arythmies cardiaques. Elle contient des enregistrements

électrocardiographiques (ECG) annotés, qui sont utilisés pour le développement et l'évaluation des algorithmes de détection des arythmies.

*b. Description de la Base de données*

Caractéristique	Détail
<b>Nom</b>	Base de données MIT-BIH sur les arythmies
<b>Nombre d'enregistrements</b>	48
<b>Durée de chaque enregistrement</b>	30 minutes
<b>Nombre de patients</b>	47
<b>Type de données</b>	Enregistrements électrocardiographiques (ECG)
<b>Annotations</b>	Oui, pour diverses arythmies
<b>Utilisation principale</b>	Recherche et développement d'algorithmes de détection et de classification des arythmies ECG
<b>Fréquence d'échantillonnage</b>	360 échantillons par seconde par canal
<b>Résolution</b>	11 bits
<b>Gamme de mesure</b>	10 mV
<b>Accès</b>	Disponible via Physio Net
<b>Public cible</b>	Chercheurs, développeurs, ingénieurs biomédicaux, éducateurs
<b>Types de battements annotés</b>	Battements cardiaques normaux, prématurés, etc.
<b>Types d'arythmies annotées</b>	Battements prématurés ventriculaires (VPC)
	Battements prématurés supraventriculaires (SVPB)
	Blocages de branche
	Fibrillations auriculaires

*Tableau 3.1. Description des données collectées(MITBIH).*

### *c. Travaux associées*

Des recherches considérables ont déjà été menées pour le traitement des signaux ECG, jetant ainsi les bases pour ce travail. De nombreux modèles d'apprentissage automatique développés précédemment avaient des ensembles de données plus petits qui ne sont pas adaptés aux applications réelles. L'utilisation de modèles d'apprentissage automatique pour la détection d'anomalies ECG sur des appareils IoT en utilisant des images (digitizing process) n'est relativement pas nouvelle. La contribution de chaque travail effectué précédemment dans tous les domaines pertinents a joué un rôle significatif dans le développement de ce travail.

## **3.4.2 PTB-XL**

### *a. Description des données*

Les ECG de cette collection ont été obtenus à l'aide d'un prototype d'enregistreur PTB non commercial présentant les spécifications suivantes :

- 16 canaux d'entrée (14 pour les ECG, 1 pour la respiration, 1 pour la tension secteur).
- Tension d'entrée :  $\pm 16$  mV, tension de décalage compensée jusqu'à  $\pm 300$  Mv.
- Résistance d'entrée : 100  $\Omega$  (DC).
- Résolution : 16 bits avec 0,5  $\mu$ V/LSB (2 000 unités A/D par mV).
- Bande passante : 0 - 1 kHz (échantillonnage synchrone de tous les canaux).
- Tension de bruit : max. 10  $\mu$ V (pp), respectivement 3  $\mu$ V (RMS) avec court-circuit d'entrée.
- Enregistrement en ligne de la résistance cutanée.
- Enregistrement du niveau de bruit pendant la collecte du signal.

La base de données contient 549 enregistrements provenant de 290 sujets (âgés de 17 à 87 ans, moyenne de 57,2 ans ; 209 hommes, âge moyen de 55,5 ans, et 81 femmes, âge moyen de 61,6 ans ; les âges n'ont pas été enregistrés pour 1 sujet féminin et 14 sujets masculins). Chaque sujet est représenté par un à cinq enregistrements. Il n'y a pas de sujets numérotés 124, 132, 134 ou 161. Chaque enregistrement comprend 15 signaux mesurés simultanément : les 12 dérivations conventionnelles (i, ii, iii, avr, avl, avf, v1, v2, v3, v4, v5, v6) ainsi que les 3 ECG à dérivation Frank (vx, vy, vz). Chaque signal est numérisé à 1 000 échantillons

par seconde, avec une résolution de 16 bits sur une plage de  $\pm 16,384$  mV. Sur demande particulière des contributeurs de la base de données, les enregistrements peuvent être disponibles à des fréquences d'échantillonnage allant jusqu'à 10 KHz.

Dans le fichier d'en-tête de la plupart de ces enregistrements ECG se trouve un résumé clinique détaillé, comprenant l'âge, le sexe, le diagnostic et, le cas échéant, des données sur les antécédents médicaux, les médicaments et les interventions, la pathologie de l'artère coronaire, la ventriculographie, l'échocardiographie et l'hémodynamique. Le résumé clinique n'est pas disponible pour 22 sujets. Les classes de diagnostic des 268 sujets restants sont résumées ci-dessous :

Classe de diagnostic	Nombre de sujets
<b>Infarctus du myocarde</b>	148
<b>Cardiomyopathie/Insuffisance cardiaque</b>	18
<b>Bloc de branchement en faisceau</b>	15
<b>Dysrythmie</b>	14
<b>Hypertrophie myocardique</b>	7
<b>Cardiopathie valvulaire</b>	6
<b>Myocardite</b>	4
<b>Divers</b>	4
<b>Contrôles sains</b>	52

*Tableau 3.2. Description des données collectées (PTB-XL).*

## 3.5 Langages de programmation et les bibliothèques

### 3.5.1 Python

Python est un langage de programmation polyvalent qui peut être utilisé dans divers contextes et s'adapte à de nombreux usages grâce à ses bibliothèques spécialisées. Il est souvent utilisé comme langage de développement de prototypes lorsque l'on a besoin d'une application fonctionnelle rapidement avant de l'optimiser avec un langage de plus bas niveau. Python est largement utilisé en apprentissage automatique et en intelligence artificielle, avec des bibliothèques comme TensorFlow, Keras et scikit-learn qui permettent de développer et de déployer des modèles complexes de manière efficace.



<b>numpy</b>	NumPy est une bibliothèque pour le calcul numérique en Python.	Calculs numériques, manipulation de tableaux, opérations linéaires.
<b>matplotlib.pyplot</b>	Matplotlib est une bibliothèque de visualisation de données en Python.	Création de graphiques, visualisation de données.
<b>BytesIO</b>	BytesIO est une classe dans le module io de Python.	Manipulation de données binaires en mémoire.
<b>base64</b>	La bibliothèque base64 en Python permet d'encoder et de décoder des données en base64.	Encodage et décodage de données en base64.
<b>sklearn.metrics.classification_report</b>	classification_report fait partie de la bibliothèque scikit-learn. Il génère un rapport de classification contenant les métriques de précision, rappel, f1-score et support pour chaque classe.	Évaluation des performances des modèles de classification
<b>tensorflow.keras.models.load_model</b>	load_model est une fonction de la bibliothèque Keras de TensorFlow. Elle permet de charger un modèle Keras enregistré précédemment à partir d'un fichier.	Chargement de modèles d'apprentissage profond pré-entraînés.
<b>Flask</b>	Flask est un micro-framework web en Python. Il permet de créer des applications web légères et modulaires avec une simplicité de déploiement.	Développement d'applications web, création d'API RESTful.
<b>request (from Flask)</b>	request est un objet de Flask qui contient toutes les informations de la requête HTTP envoyée par le client au serveur.	Accéder aux données de formulaire, paramètres de requête, fichiers téléversés.
<b>render_template (from Flask)</b>	render_template est une fonction de Flask qui rend un modèle HTML avec des variables transmises par le programme Python.	Rendu de modèles HTML pour créer des pages web dynamiques.

*Tableau 3.3. Les bibliothèques utilisées.*

### 3.6 Numérisation du signal/signal digitization

Nous avons développé et validé un outil web open source pour la classification de l'ECG numérisé. Les dérivations ECG asynchrones sont la principale source de désaccord dans les mesures sur les ECG enregistrés numériquement et numérisés.

Malgré l'existence des technologies ECG numériques, les cliniciens continuent de collecter des images ECG papier (mais pas des fichiers ECG numériques), d'ECG cliniquement importants, illustrant l'importance d'un ECG pour le diagnostic et la prise en charge des patients.

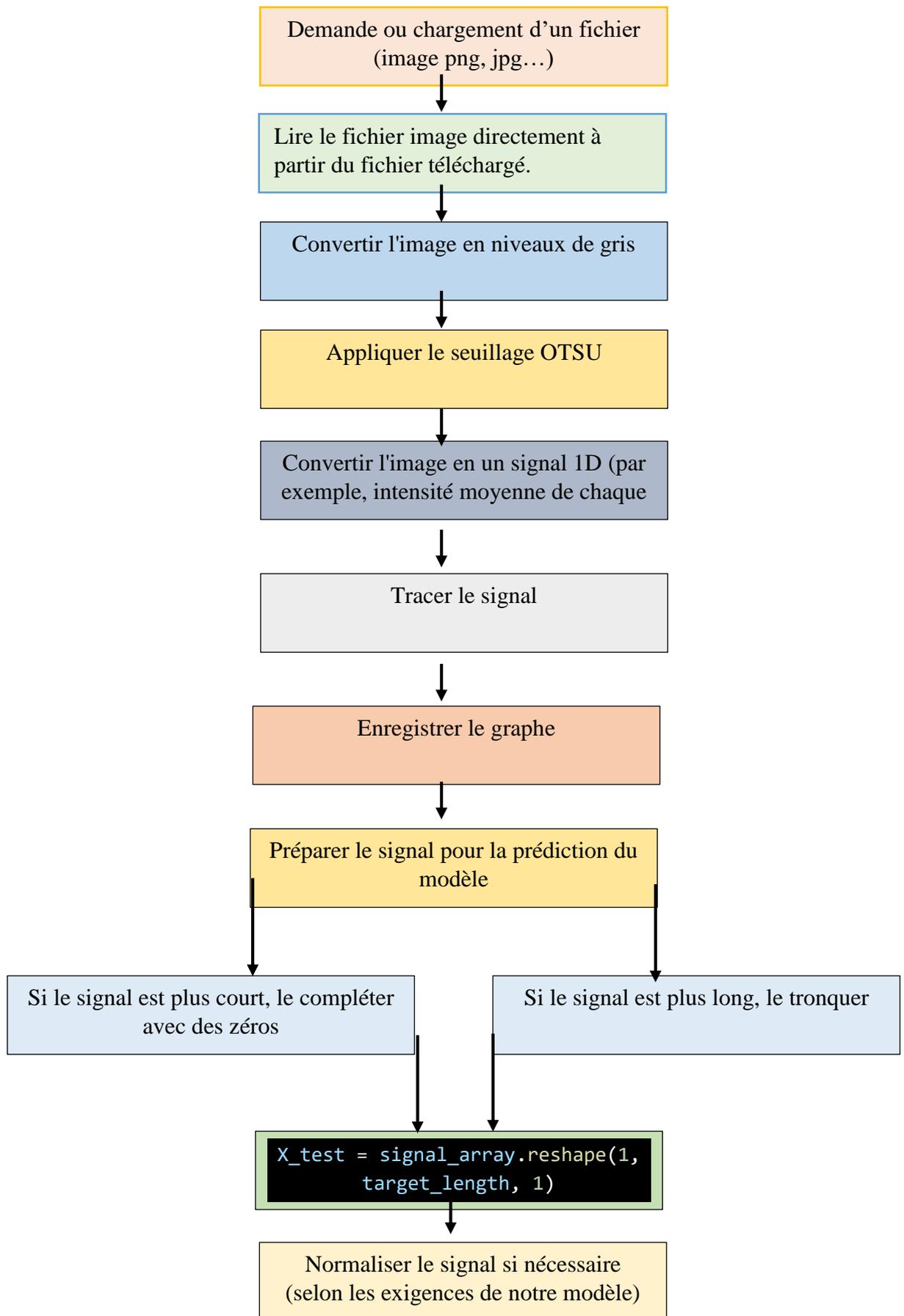
L'application de l'apprentissage automatique nécessite de grands volumes d'ECG au format électronique, même si, dans la pratique clinique, ils sont souvent imprimés sur papier et ne sont pas disponibles sous forme numérisée. Les aspects pratiques liés à l'accès et à l'utilisation de grands volumes d'ECG papier qui n'ont pas été enregistrés électroniquement peuvent s'avérer particulièrement difficiles. Bien que les référentiels de données contenant des données ECG soient de plus en plus disponibles, l'accessibilité aux ECG pour les applications d'apprentissage automatique serait considérablement améliorée grâce à un outil de numérisation automatisé capable de convertir rapidement de grands volumes d'ECG historiques sur papier en signaux numériques.

### **3.6.1 L'analyse complexe des signaux 1D**

#### *a. Définition de Signal 1D*

Un signal 1D est une fonction qui associe une valeur (généralement réelle ou complexe) à chaque point d'une seule variable indépendante. Cette variable indépendante est souvent le temps, mais elle peut aussi être une position spatiale ou une autre dimension unique.

### 3.6.2 Création d'un nouveau input (x\_test)



## 3.7 La prédiction

La prédiction est un terme général qui fait référence à l'acte d'estimer des valeurs futures ou inconnues en se basant sur des modèles appris à partir de données historiques. La prédiction peut concerner différentes sortes de problèmes, y compris la classification, la régression, et d'autres types d'analyse.

### 3.7.1 Types de Prédiction

- **Classification** : Prédiction de catégories discrètes. Par exemple, classer des images de chiens et de chats.
- **Régression** : Prédiction de valeurs continues. Par exemple, prédire le prix d'une maison en fonction de ses caractéristiques.
- **Segmentation** : Prédiction de segments ou groupes dans les données. Par exemple, segmenter des clients en différents groupes de marché.

### 3.7.2 La classification

La classification est une discipline largement utilisée dans de nombreux domaines. Elle est souvent connue sous différents termes tels que classification, segmentation et regroupement. Pour donner une définition précise de la classification, il est nécessaire de comprendre ses racines, qui dérivent du verbe "classer", englobant plus qu'un seul domaine.

En mathématiques, la classification est la catégorisation des objets. Elle consiste à attribuer une classe à chaque objet ou individu à classer, sur la base de données d'apprentissage. Les méthodes d'apprentissage sont couramment utilisées pour accomplir cette tâche [33].

### 3.7.3 Différent type de classification

#### a. Classification binaire

La classification binaire consiste à catégoriser les données en deux classes ou catégories distinctes. C'est la forme de classification la plus simple, où le but est d'affecter chaque point de données à l'une des deux classes prédéfinies. Par exemple, déterminer si un e-mail est un spam ou non, classer une transaction comme frauduleuse ou légitime, ou prédire si un patient a ou non une certaine condition médicale.

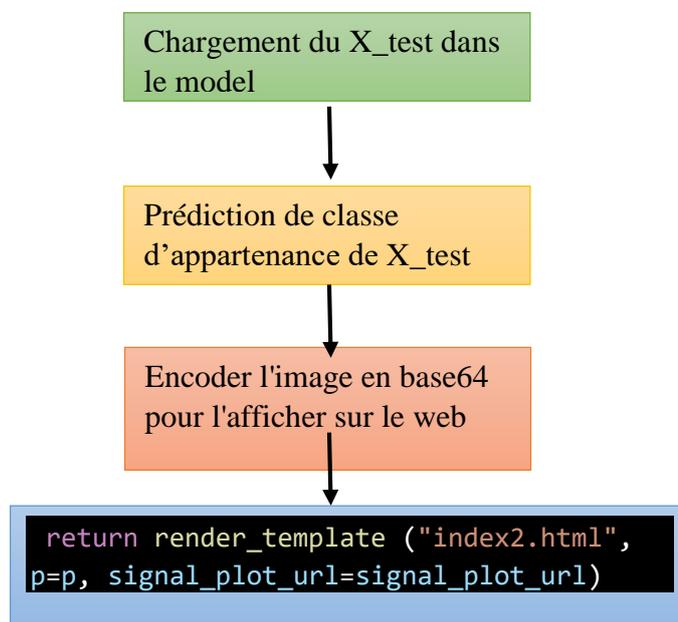
#### b. Classification multi classe

La classification multi classe implique la catégorisation des données en plus de deux classes ou catégories. Dans ce type de classification, l'objectif est d'affecter chaque point de données

à l'une de plusieurs classes prédéfinies. Par exemple, classer des images en différents types d'animaux (chat, chien, oiseau, etc.), reconnaître des chiffres manuscrits (0-9) ou identifier le genre d'une chanson (rock, pop, jazz, etc.). Les problèmes de classification multi classe peuvent être résolus à l'aide de divers algorithmes tels que les arbres de décision, la régression logistique, les machines à vecteurs de support ou les modèles d'apprentissage en profondeur comme les réseaux de neurones profond.

Ces deux types de classification fournissent une base pour organiser et analyser les données en fonction de leurs catégories ou classes distinctes [22].

### 3.7.4 Partie prédiction (output)



## 3.8 Description du code HTML

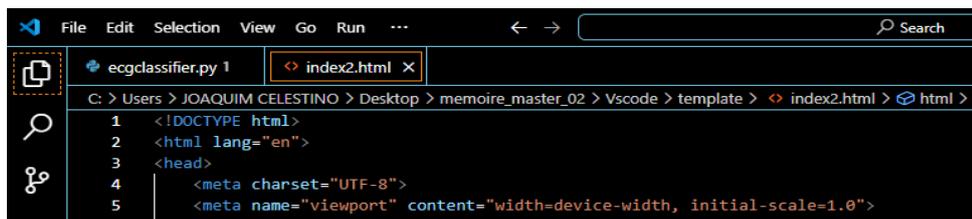
### 3.8.1 En-tête HTML (<head>)

- Déclare le document comme un document HTML5 et spécifie que la langue est l'anglais.



Figure 3.21. DOCTYPE et Langue.

- Définie le jeu de caractères utilisé (UTF-8) et assure que la page est responsive en fonction de la taille de l'écran de l'appareil.



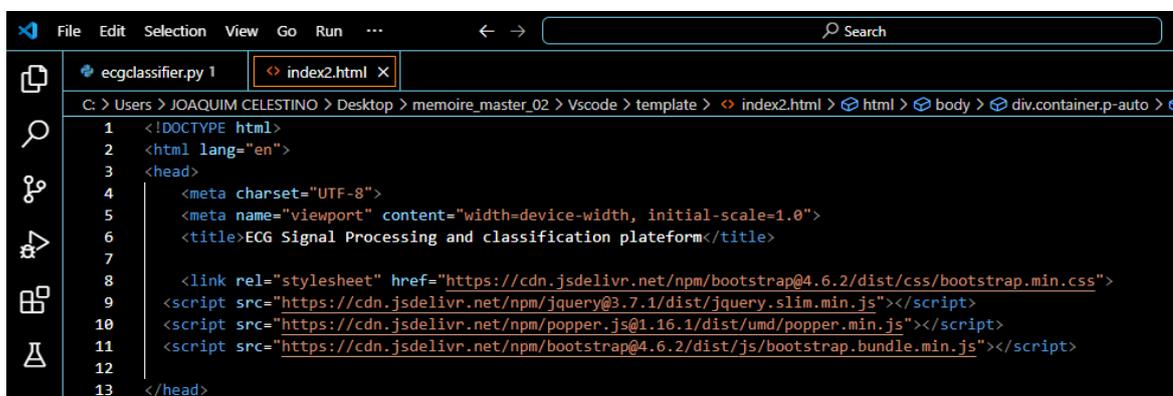
```

1 <!DOCTYPE html>
2 <html lang="en">
3 <head>
4   <meta charset="UTF-8">
5   <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">

```

Figure 3.22. Meta Tags.

- Titre de la page affiché dans l'onglet du navigateur avec les bibliothèques pour les Liens CSS et Scripts JS.



```

1 <!DOCTYPE html>
2 <html lang="en">
3 <head>
4   <meta charset="UTF-8">
5   <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
6   <title>ECG Signal Processing and classification platform</title>
7
8   <link rel="stylesheet" href="https://cdn.jsdelivr.net/npm/bootstrap@4.6.2/dist/css/bootstrap.min.css">
9   <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/jquery@3.7.1/dist/jquery.slim.min.js"></script>
10  <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/popper.js@1.16.1/dist/umd/popper.min.js"></script>
11  <script src="https://cdn.jsdelivr.net/npm/bootstrap@4.6.2/dist/js/bootstrap.bundle.min.js"></script>
12
13 </head>

```

Figure 3.23. Titre de la Page et Liens CSS et Scripts JS.

- **Bootstrap** : est un Framework CSS populaire qui facilite la création de sites web réactifs et modernes. Il fournit une collection de classes CSS et de composants JavaScript préconçus que vous pouvez utiliser pour concevoir rapidement des interfaces utilisateur cohérentes et esthétiques.
- **JavaScript Bootstrap** : Ajoute des composants interactifs tels que des modales, des carrousels, des popovers, etc., qui nécessitent des scripts pour fonctionner.
- **JQuery** : est une bibliothèque JavaScript qui simplifie la manipulation du DOM, la gestion des événements, l'animation et les interactions Ajax. Elle est largement utilisée pour rendre le développement JavaScript plus facile et plus rapide.
- **Popper.js** : est une bibliothèque JavaScript utilisée pour positionner les éléments d'interface utilisateur comme les popovers, tooltips et dropdowns. Elle est essentielle pour certaines fonctionnalités de Bootstrap.

### 3.8.2 Corps HTML (<body>)

- Utilisation de Bootstrap pour un conteneur principal avec des classes utilitaires pour le style, l'alignement et Titre de la plateforme.

```

14 <body>
15   <div class="container p-auto">
16     <div class="row">
17       <div class="col-md-8 m-auto">
18         <h1>ECG Signal Processing and classification plateforme</h1>
19   </div>

```

Figure 3.24. Conteneur Principal et Titre de la plateforme.

- Formulaire permettant de télécharger une image :
  - **method="post"** : méthode HTTP utilisée pour envoyer les données.
  - **Action="/post"** : URL où les données du formulaire sont envoyées.
  - **enctype="multipart/form-data"** : permet l'envoi de fichiers.
  - Champ de téléchargement de fichier avec un label.
  - Bouton pour soumettre le formulaire avec des styles Bootstrap.

```

20 <form method="post" action="/post" enctype="multipart/form-data">
21   <label for="file">Upload an Image:</label>
22   <input type="file" name="file" id="file" class="form-control mb-4">
23   <button type="submit" Class="btn btn-success btn-block">Try</button>
24 </form>

```

Figure 3.25. Formulaire de Téléchargement.

- Une autre section Bootstrap pour afficher les résultats :
  - Vérifie si ' signal\_plot\_url ' existe.
  - Si oui, affiche une image et la classe prédite.
  - L'image est affichée avec des dimensions spécifiques et le texte de la classe prédite est stylisé pour être en gras et rouge.

```

25 </div>
26 </div>
27 </div>
28 <div class="container p-auto">
29   <div class="row">
30     <div class="col-md-8 m-auto">
31       {% if signal_plot_url %}
32       <h1>image</h1>
33       
34       <h2>Predicted Class :</h2>
35       <p><h2 class="font-weight-bold text-danger">{{ p }}</h2></p>
36       {% endif %}
37     </div>
38   </div>
39 </div>
40 </body>
41 </html>

```

Figure 3.26. Section de Résultats.

### 3.9 Conversion code-Application (one file) par AUTO\_OY\_TO\_EXE

#### 3.9.1 Définition

Auto py to exe est une bibliothèque Python spéciale qui peut convertir un pyfichier Python en exécutable avec toutes les dépendances compressées. Un autre avantage est que le fichier exécutable produit par Auto py to exe est une version compilée du code source, et non le code source réel. Cela permet d'empêcher les gens de voler votre code [34].

#### 3.9.2 Installation d'Auto\_py\_to\_exe

Il est préférable d'utiliser un environnement virtuel (Terminal) pour le projet, afin que Pyinstaller dispose du minimum absolu de bibliothèques avec lesquelles travailler. Nous devons assurer que toutes les bibliothèques requises sont installées dans l'environnement virtuel. Dans le terminal on écrit le commande `'pip install auto_py_to_exe'`, puis `'auto_py_to_exe'` Ouverture de l'application.

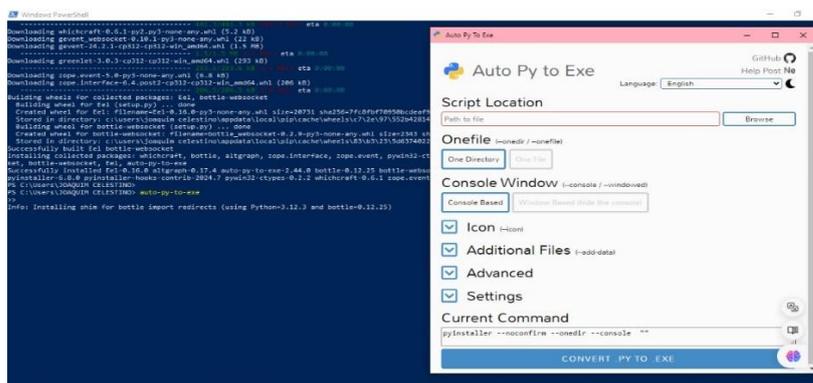


Figure 3.27. Installation et ouverture de l'auto\_py\_to\_exe.

#### 3.9.3 Les étapes de conversion. Py vers .EXE

- **Étape 1** : Sélectionnez un script Python.
- **Étape 2** : Choisissez un format de fichier ou un format de répertoire.
- **Étape 3** : Choisissez un dossier de sortie.
- **Étape 4** : Ajout de fichiers supplémentaires à l'application.
- **Étape** : Ajout d'une icône à l'application (facultatif) [35].

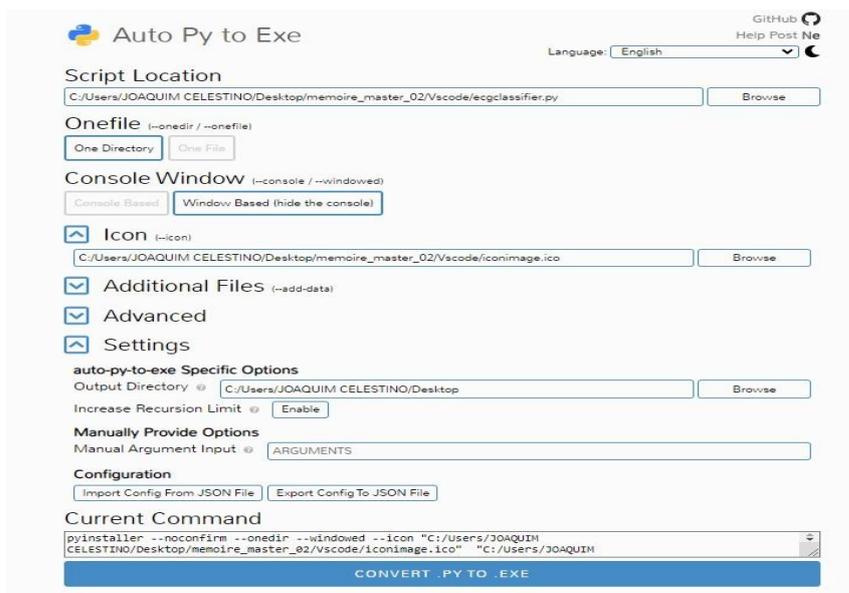
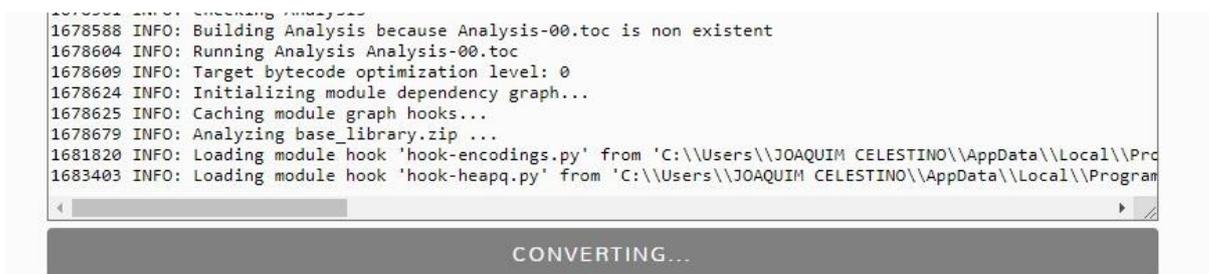


Figure 3.28. Interface graphique auto\_py\_to\_exe rempli.

- Phase de conversion. Py vers .EXE.



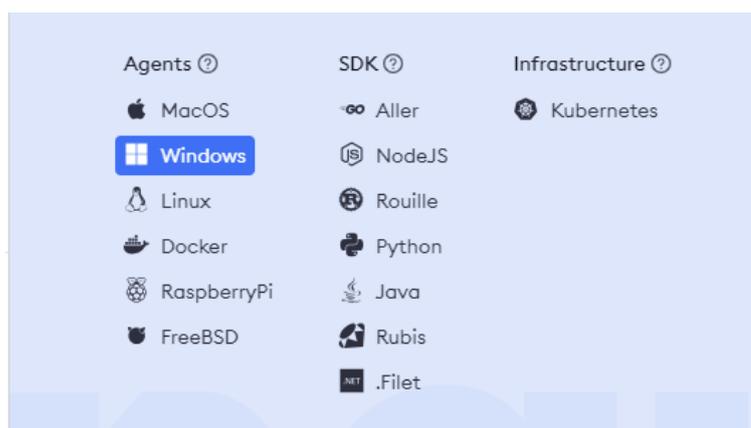
- Vérification du fichier exécutable dans le répertoire de sortie



Figure 3.29. Fichier one-file ecgclassifier.exe.

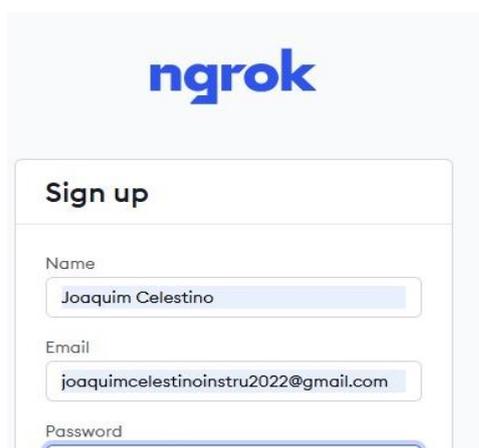
### 3.10 La partie Access par ngrok (serveur à distance)

Ngrok est un outil qui fournit un tunnel sécurisé vers votre serveur local via une URL publique. Cela est particulièrement utile pour tester les webhooks, exposer des serveurs locaux à Internet pour des tests et déboguer sans avoir besoin de déployer votre application sur un serveur distant [36].



*Figure 3.30. Installation [37].*

- **Webhooks** sont des mécanismes permettant à une application de fournir des informations en temps réel à une autre application, ils permettent à l'application source d'envoyer une notification à l'application réceptrice chaque fois qu'un événement spécifique se produit.



*Figure 3.31. Fenêtre d'inscription.*

- Authentification de notre agent ngrok. Nous n'avons à le faire qu'une seule fois. L'Authtoken est enregistré dans le fichier de configuration par défaut.



Figure 3.32. Configuration par Authtoken personnel [38].

- Le terminal suivant, résume les détails actuels de la session Ngrok, y compris les informations sur le compte, la version, la région, la latence, l'interface web, l'URL de redirection et les métriques de connexion.

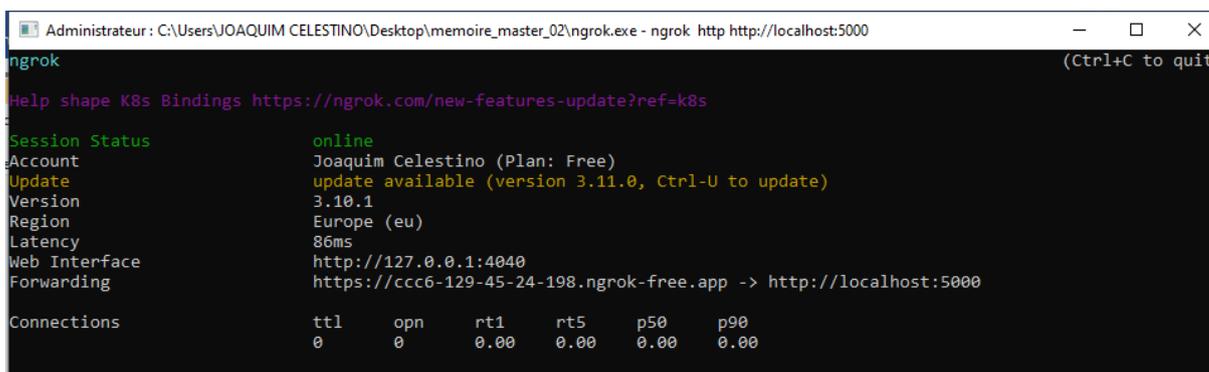


Figure 3.33. Terminal gestion de Ngrok.

Comme tout, il y a des informations caractéristiquement importantes comme suit dans le tableau.

Champ	Détails	Description
Latence	86ms	temps nécessaire pour qu'un paquet de données voyage d'un point à un autre.
Web	http://127.0.0.1:4040	Adresse locale de l'interface web de Ngrok pour inspecter les requêtes et les réponses HTTP en temps réel.
Redirection	<a href="https://c6c6-129-45-24-198.ngrok-free.app">https://c6c6-129-45-24-198.ngrok-free.app</a> -> <a href="http://localhost:5000">http://localhost:5000</a>	URL publique Ngrok qui redirige vers le serveur local sur <a href="http://localhost:5000">http://localhost:5000</a> .

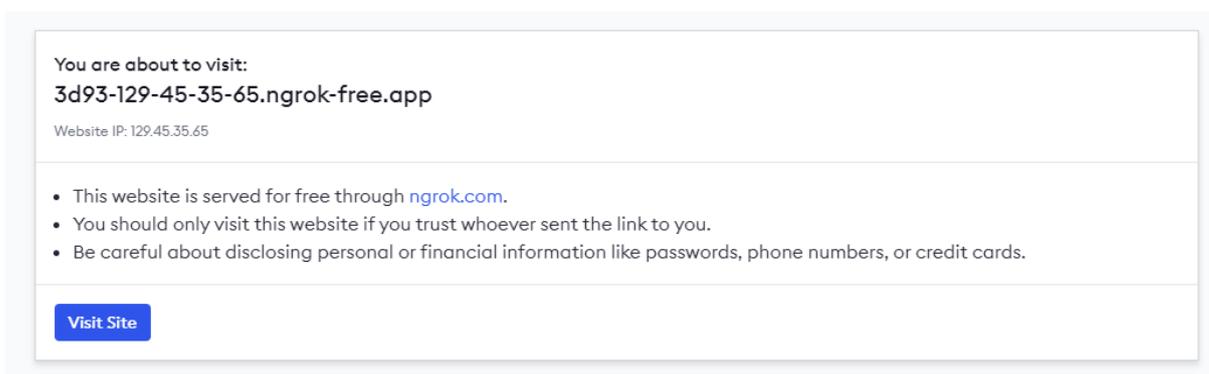
Tableau 3.4. Caractéristiques principales du terminal de gestion Ngrok.

- URL publique Ngrok est une adresse web temporaire créée par Ngrok qui permet à des utilisateurs extérieurs d'accéder à une application ou un serveur local sur votre ordinateur via Internet.



*Figure 3.34. Exemple d'un URL\_TEST publique partage.*

- La première fenêtre de communication est une interface qui nous indique le type d'URL nous sommes en train de visiter, en donnant des avertissements et demande aussi de valider notre visite.

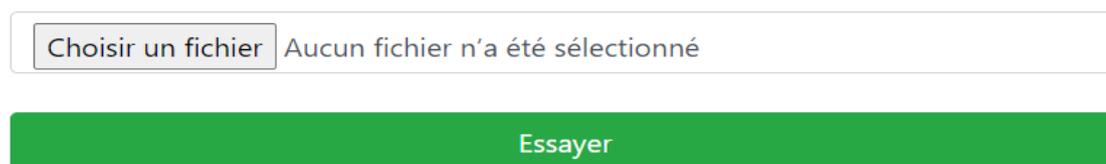


*Figure 3.35. Interface d'avertissement et validation.*

- Dernièrement, nous nous retrouvons dans l'interface principal. Là où tout le monde peut ouvertement faire savoir la classe du signal ECG en format png.

## Plateforme de traitement et de classification du signal ECG[J.T]

Télécharger une image :



*Figure 3.36. Interface principale.*

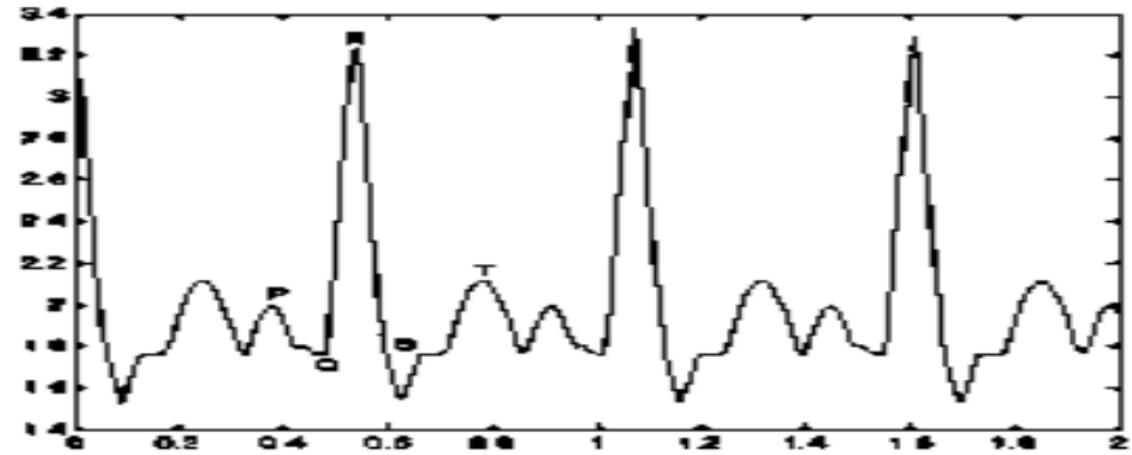
### 3.11 Phase des testes

#### ECG Signal Processing and classification platform[J.T]

Upload an Image:

Aucun fichier n'a été sélectionné

image



Predicted Class :

**Premature ventricular contraction**

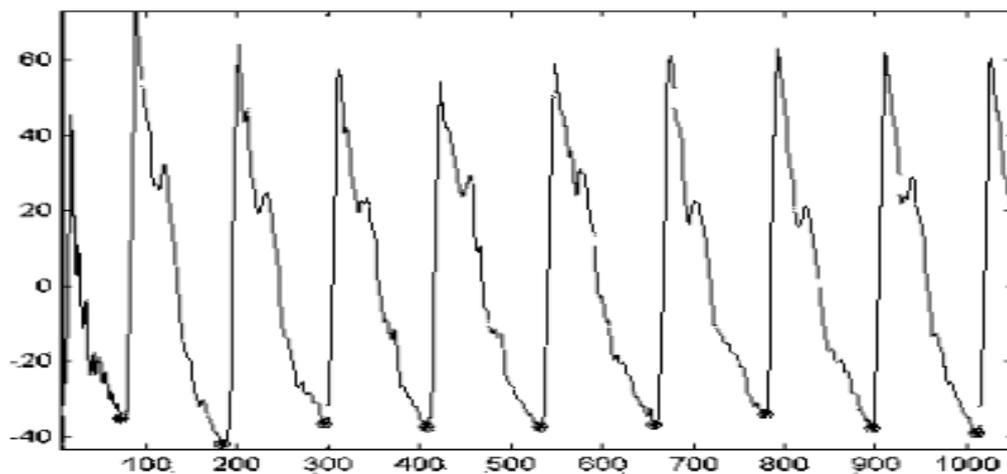
Figure 3.37. Test 01.

#### ECG Signal Processing and classification platform[J.T]

Upload an Image:

Aucun fichier n'a été sélectionné

image



Predicted Class :

**Normal**

Figure 3.38. Test 02.

Dans le terminal suivant, nous pouvons voir l'historique du processus d'exécution d'une application de classification ECG (ecgclassifier.exe), utilisant TensorFlow pour la machine Learning, Werkzeug pour le serveur web, et potentiellement Matplotlib pour l'affichage graphique. Des informations sur les requêtes HTTP (HyperText Transfer Protocol) reçues, les avertissements concernant les configurations et les performances, ainsi que des détails pour aider à diagnostiquer et résoudre les problèmes potentiels.

```

C:\Users\JOAQUIM CELESTINO\Desktop\ecgclassifier.exe
To enable the following instructions: AVX2 FMA, in other operations, rebuild TensorFlow with the appropriate compiler flags.
WARNING:abs1:Compiled the loaded model, but the compiled metrics have yet to be built. `model.compile_metrics` will be empty until you train or evaluate the model.
WARNING:abs1:Error in loading the saved optimizer state. As a result, your model is starting with a freshly initialized optimizer.
WARNING:werkzeug: * Debugger is active!
INFO:werkzeug: * Debugger PIN: 937-695-271
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:08:53] "GET / HTTP/1.1" 200 -
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:10:56] "GET / HTTP/1.1" 200 -
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:10:57] "+[33mGET /favicon.ico HTTP/1.1+[0m" 404 -
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:44:02] "GET / HTTP/1.1" 200 -
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:44:02] "+[33mGET /favicon.ico HTTP/1.1+[0m" 404 -
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:45:45] "GET / HTTP/1.1" 200 -
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:45:52] "GET / HTTP/1.1" 200 -
ecgclassifier.py:38: UserWarning: Starting a Matplotlib GUI outside of the main thread will likely fail.
+ [1m1/1+[0m +[32m-----+ [0m+[37m+[0m +[1m1s+[0m 670ms/step
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:55:58] "POST /post HTTP/1.1" 200 -
+ [1m1/1+[0m +[32m-----+ [0m+[37m+[0m +[1m0s+[0m 31ms/step
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:56:31] "POST /post HTTP/1.1" 200 -
+ [1m1/1+[0m +[32m-----+ [0m+[37m+[0m +[1m0s+[0m 32ms/step
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 17:57:08] "POST /post HTTP/1.1" 200 -
+ [1m1/1+[0m +[32m-----+ [0m+[37m+[0m +[1m0s+[0m 31ms/step
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 18:03:37] "POST /post HTTP/1.1" 200 -
+ [1m1/1+[0m +[32m-----+ [0m+[37m+[0m +[1m0s+[0m 21ms/step
INFO:werkzeug:127.0.0.1 - - [20/Jun/2024 18:04:13] "POST /post HTTP/1.1" 200 -

```

Figure 3.39. Terminal de traitement des requêtes GET et POST du .exe online.

## 3.12 Recommandations

Notre travail représente un plus pour les études des cas des ECG à base des images, dans le domaine de la sante. Ainsi comme tout, il y a tant des choses que nous n'avons pas pu introduire et à partir de ce fait, nous tenons à recommander à ceux qui visent contribuer dans ce Project, des méthodes pour améliorer la précision et la performance du modèle de classification ECG, comme l'expérimentation avec différentes architectures de réseaux neuronaux, enrichir la diversité et la représentativité des données utilisées pour l'entraînement du modèle, des mesures de sécurité pour protéger les données des utilisateurs lors de la transmission et du stockage, ainsi comme organiser d'études cliniques ou de tests avec des professionnels de santé pour évaluer l'efficacité de l'outil en conditions réelles.

## 3.13 Conclusion

Le chapitre 3 a présenté une approche détaillée pour la conception et l'implémentation d'un système de classification des signaux ECG à l'aide de CNN. Les résultats obtenus montrent l'efficacité des techniques utilisées, avec une précision notable dans la classification des

différents types de battements cardiaques. Cependant, plusieurs aspects peuvent être améliorés, notamment la robustesse du modèle et la gestion des données. Les outils et plateformes utilisés, tels que KAGGLE et VS CODE COLAB, ont facilité le développement et la gestion des modèles, tandis que la conversion du code en une application pratique a permis une utilisation plus accessible et efficace. Pour renforcer ces résultats, il est recommandé de poursuivre les efforts d'amélioration des modèles et d'élargissement des bases de données, tout en assurant une sécurité optimale des informations médicales.

# Conclusions Générale

## Conclusion générale

La classification des signaux électrocardiographiques (ECG) à l'aide du deep learning, en particulier des réseaux de neurones convolutifs (CNN), offre des perspectives prometteuses pour améliorer le diagnostic des maladies cardiaques. Ce projet a démontré que l'utilisation de l'intelligence artificielle peut automatiser et affiner l'interprétation des ECG, ce qui est crucial pour détecter les anomalies cardiaques avec une grande précision.

Nous avons d'abord étudié en profondeur l'anatomie du cœur et le fonctionnement de l'ECG, ce qui nous a permis de comprendre les bases nécessaires à l'analyse des signaux. Ensuite, nous avons exploré les concepts clés du deep learning et des CNN, montrant leur efficacité pour traiter les signaux ECG. L'utilisation de bases de données telles que MIT-BIH et PTB-XL a permis d'entraîner et de tester les modèles, obtenant des résultats encourageants.

Malgré les défis rencontrés, comme la gestion des données et le prétraitement des signaux, les résultats obtenus montrent le potentiel des CNN pour améliorer la précision et l'efficacité du diagnostic des maladies cardiaques. En automatisant ce processus, on peut réduire la charge de travail des cliniciens et améliorer la qualité des soins.

En conclusion, bien que nous n'ayons pas eu le temps de mettre en œuvre ce projet sur un Raspberry Pi, les résultats obtenus jusqu'à présent sont prometteurs. Le deep learning et les CNN représentent une avancée significative pour la classification des signaux ECG et ont le potentiel de transformer le diagnostic des maladies cardiovasculaires, contribuant ainsi à sauver des vies et à améliorer les soins de santé.

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] B. M. R. A. & A. zahra, «Etude et implémentation d'un système connecté intelligent,» UNIVERSITE YAHIA FARES, MEDEA, 2022.
- [2] «passeportsante,» 07 Juillet 2023.  
<https://www.passeportsante.net/fr/Maux/Symptomes/Fiche.aspx?doc=diastole-systole-savoir-sur-cycle-cardiaque>. [Accès le 21 Février 2024].
- [3] W. Ganong, Physiologie médicale, Paris, 2012.
- [4] P. Taboulet, «e-cardiogram,» 18 Décembre 2023.  
<https://www.e-cardiogram.com/activation-electrique-cardiaque/>. [Accès le 22 Février 2024].
- [5] A. Cabasson, «Estimation et analyse des intervalles cardiaques,» Université Nice Sophia Antipolis, France, 2008.
- [6] M. Rachid, «Etude, Acquisition et Affichage de la pulsation cardiaque,» Université Dr Moulay Tahar , Saïda, 2019/2020.
- [7] R. L. & H. KHALED, «COMPRESSION D'UN SIGNAL.APPLICATION EN BIOMÉDICAL AU SIGNAL,» Ecole Nationale Polytechnique, Algeria, Juin 2011.
- [8] L. Mokhtar, «Classification des signaux électrocardiographique ECG par les réseaux de neurones artificiels,» Université 8Mai 1945, Guelma, Juillet 2021.
- [9] L. BOURCIN, «L'intelligence artificielle au service de la médecine: traitement médiatique d'une controverse sociotechnique.Sciences del'informationet de la communication.,» université grenoble alpes, France, 2022/2023.
- [10] B. N. & T. Y. & A. h. Fella, «REALISATION D'UN DETECTEUR DE MASQUE FACIAL EN TEMPS REEL, IMPLEMENTATION SUR RASP BERRY PI 3,» Université saad dahleb, Blida , 2021/2022.
- [11] «datacamp,» Septembre 2023.  
<https://www.datacamp.com/blog/machine-learning-projects-for-all-levels>. [Accès le 04 Mars 2024].
- [12] B. M. & B. Brahim, «L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu,» UNIVERSITE KASDI MERBAH, OUARGLA, 2016/2017.

- [13] L. ALI, «SÉLECTION DES MOTS CLÉS BASÉE SUR LA CLASSIFICATION ET L'EXTRACTION DES RÈGLES D'ASSOCIATION,» L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES, CANADA, Juin 2017.
- [14] A. Rosebrock, «Deep Learning for Computer Vision with Python: Starter Bundle2017:PyImageSearch.»
- [15] A. Abraham, «Artificial neural networks. Handbook of measuring system design.,» 2005.
- [16] G. Lynda, «Deep Learning for face Recognition.,» Université Mohamed boudiaf, M'sila, 2020.
- [17] L. K. M. Dahbia, «La Classification d'images d'insectes ravageurs en utilisant le Deep Learning.,» Université Mouloud Mammeri , Tizi-ouzou, 2019/2020.
- [18] A. Lydia, «Développement d'un système de détection d'anomalies des rythmes cardiaques en utilisant le deep learning,» Université Abderahmane Mira, Bejaia, 2019/2020.
- [19] N. P. Rougier, «Perceptron simple Perceptron multi-couches.» Cours en ligne pour les Master 2,» Université de Bordeaux..
- [20] B. Maurice, «deeplylearning,» 28 Septembre 2018.  
<https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/fonction-dactivation/>.
- [21] <https://moncoachdata.com/blog/comprendre-les-reseaux-de-neurones/>.
- [22] D. Mahir, «Classification des images par CNN,» Université 8 Mai 1945, Guelma, 2022/2023.
- [23] N. a. J. M. Ketkar, «Convolutional Neural Networks, in Deep Learning with Python: Learn Best Practices of Deep Learning Models with PyTorch.,» Apress: Berkeley, CA, 2021, pp. 197-242.
- [24] <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/05/convolutional-neural-networks-cnn/>.
- [25] <https://www.mathworks.com/campaigns/offers/next/deep-learning-ebook.html>.
- [26] R. e. a. Yamashita, «Convolutional neural networks: an overview and application in radiology.,» chez *Insights into imaging*, 2018, pp. 611-629.
- [27] A. S. B. I. C. Matthieu Durand, «Applications médicales de l'intelligence artificielle :,» *Elsevier*, pp. 6,7, 2020.
- [28] C. G. ., H. B. ., S. C. Jean-Marie Grégoire, «Intelligence artificielle et ECG : revue critique,» *Cardiologie*, n° %106, pp. 4-5, 2021.

- [29] R. M. F. 2. George Moody, «physionet,» [En ligne]. Available: <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>.
- [30] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Kaggle>.
- [31] <https://research.google.com/colaboratory/faq.html?hl=fr#:~:text=Les%20bases&text=Colab%20est%20un%20service%20h%C3%A9berg%C3%A9,des%20GPU%20et%20des%20TPU..>
- [32] R. M. A. A. L. G. L. H. J. I. P. M. R. .. & S. H. (. 2. P. P. e. P. Georges Maugrey, «: composants d'une nouvelle ressource de recherche sur les signaux physiologiques complexes,» pp. 215-220, 24 Février 2005.
- [33] M. F. M. B. H. M. S. Brahim, Classification des images avec les réseaux de neurones Convolutionnels., 2017-2018 .
- [34] « ICHI.PRO,» ICHI.PRO, 2020.  
<https://ichi.pro/fr/convertir-un-projet-python-en-un-fichier-executable-exe-25634526610565>. [Accès le 19 June 2024].
- [35] J. pythoninoffice, «pythoninoffice,» pythoninoffice, [En ligne]. Available: <https://pythoninoffice.com/convert-a-python-script-to-executable-file-with-gui/>. [Accès le 19 Juin 2024].
- [36] «ngrok,» ngrok, 14 juin 2024.  
<https://ngrok.com/docs/what-is-ngrok/>. [Accès le 20 juin 2024].
- [37] «dashboard.ngrok,» dashboard.ngrok,  
<https://dashboard.ngrok.com/get-started/setup>. [Accès le 20 Juin 2024].
- [38] «dashboard.ngrok,» dashboard.ngrok,  
<https://dashboard.ngrok.com/get-started/your-authtoken>. [Accès le 20 juin 2024].