



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
وزارة



التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان  
تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd - Tlemcen -  
Faculté de TECHNOLOGIE

## Mémoire

Présenté pour l'obtention du diplôme de master

**En :** Génie Biomédicale

**Spécialité :** Imagerie Médicale

**Par :** Ouanes Khouloud  
et  
Merah Meriem Tasnime

## Sujet

*Détection des pathologies cardiovasculaires à partir des images ECG par l'intelligence artificielle explicable*

Soutenu publiquement, devant le jury composé de :

|                          |           |                       |              |
|--------------------------|-----------|-----------------------|--------------|
| M.Benali Radhwane        | MCA       | Université de Tlemcen | Président    |
| Mme Bensmail Ilham       | MCB       | Université de Tlemcen | Examinateur  |
| Mme Hamza cherif Souaad  | MCA       | Université de Tlemcen | Encadreur    |
| M.Gaouar Adil            | MCA       | Université de Tlemcen | Co Encadreur |
| Mme.Elouaber Aziza Zineb | Dr en GBM | Université de Tlemcen | Co Encadreur |

Année universitaire : 2024 /2025

## كلمة شكر و تقدير

نشكر الله تعالى أولاً على ما منحنا من قوة وعزيمة، وعلى نعمة العلم والصبر ونسأله أن يجعل هذا العمل خالصاً لوجهه الكريم، وينفعنا به في الدارين.

كما نتقدم بالشكر الجزيل للأستاذة المؤطرين "حمزة شريف سعاد" و "العوابر زينب" و"قوار عادل" لكل جهودهم المبذولة في تسهيل و تيسير مهمة انجاز هذا البحث .

كما لا يسعنا إلا أن نعبر عن امتناننا العميق لعائلاتنا ، التي كانت السند والداعم الأول لنا، فلکم منا كل الحب والتقدير على صبركم، دعائكم، وتشجيعكم المتواصل.

ولا ننسى أصدقاءنا ورفقاء الدرب، الذين تقاسمنا معهم لحظات الجد والاجتهاد، وكانوا شعلة من الحماس والدعم المتبادل، فشكرًا لكم على كل لحظة صادقة شاركتمونا فيها.

و لكل من ساهم في وصولنا إلى هذه المرحلة، لكم مئًا كل الاحترام والتقدير والدعاء الصادق بالتوفيق والنجاح الدائم.

## إهداء إلى روح جدي الحبيب

إلى من كان ينتظر هذا اليوم بلهفة قلب ودمعة فخر، إلى من زرع فيّ الحلم وشهد خطواتي الأولى نحوه لكن القدر لم يمهلني ليرى الثمرة. أعلم أنك لست بيننا بجسدك، لكن روحك حاضرة في كل لحظة إنجاز وفي كل نبضة فخر بهذا التخرج الذي كنت تتحدث عنه دائماً. أهديك هذا النجاح لروحك الطيبة، لدعواتك التي ما زالت تترافقني ولحبك الذي لا يُنسى. رحمك الله وجعل مثواك الجنة.

### إلى أمي

إلى من جعل الله الجنة تحت أقدامها إلى من كان دعاؤها سر نجاحي وحنانها بلسما لجراحي، قدوتي ورفيقة دربي و حظي الأجل من الدنيا الحمد لله الذي جعلك من بين الأمهات أما لي

### إلى أبي

إلى السند الذي لم ينحن، والظلّ الذي لم يغيب... إلى من علمني أن الرجولة موقف، وأن الصبر قوة، وأن الكلمة وعد... إلى من كان حضوره أمناً، وصوته طمأنينة، ونظرته رضى... يا من تعبت بصمت، وضحيّت بلا مقابل، وسعيت لتكون سبباً في نجاحي.

### إلى أخي إبراهيم

يا من كنت يوماً سندي في دروب الحياة، يا من شددت من أزرعي، وكنت لي العون حين ضاقت السبل، قال الله تعالى "سنشد عضدك بأخيك" فكانت أنت المعنى الحقيقي لهذه الآية، دمت لي أماً، ورفيقاً، وعضداً لا يميل.

### إلى عائلتي

إلى الجذور التي أنتمي إليها، والقلوب التي احتوتني بحبة لا تُوصف وإلى كل من كان لي سنداً وظهرًا، كل كلمة دعم، كل دعاء صادق، كل لحظة فخر بكم... كانت وقوداً لطريقي

### إلى رفيقات الدرب

إلى من تقاسمنا معاً لحظات التعب والفرح، الطموح والإنجاز، إلى من كانت صداقتهن زادًا في طريق طويل، ونورًا في أيام مظلمة... شكرًا لكنّ على الرفقة، على الذكرى، وعلى الأثر الجميل الذي لا يُنسى

### إلى شروق و منال و أمينة

إلى من شاركنا الضحكة والدمعة، إلى من كانتنا سندًا ونورًا في كل دربٍ مشيئته، لكما كل الامتنان والمحبة، فبوجودكما يصبح الطريق أسهل، والحياة أبهى وأجمل. شكرًا لكونكما دائماً هنا... محظوظة جدا بوجودكما في حياتي

وناس خلود

## إهداء

{ وَأَنْ لَّيْسَ لِلْإِنْسَانِ إِلَّا مَا سَعَى • وَأَنْ سَعْيُهُ سَوْفَ يُرَى }

الحمد لله الذي بنعمته تتم الصالحات، وله الفضل أولاً وأخيراً على هذا النجاح.

أهدي عملي هذا إلى:

والديّ العزيزين، شكراً لدعائكما ودعمكما الدائم، أنتما النور الذي أثار  
طريقي.

إلى إخوتي وأخواتي، سندي الحقيقي، ومصدر قوتي في كل مراحل الحياة.  
إلى صديقاتي الغاليات، شكراً لصدقكن، لوقوفكن بجانبني، ولكل لحظة دعم  
ومحبة.

وإلى كل من كان له أثر في هذا الإنجاز، دعماً أو دعاءً أو كلمة طيبة...  
هذا التخرج هو ثمرة سعيّ طويل، ومساندة قلوب مخلصّة، فلکم مني كل  
الامتنان.

مراح مريم تسنيم

# Résumé

---

Les pathologies cardiovasculaires regroupent un ensemble de maladies affectant le cœur et les vaisseaux sanguins, telles que l'infarctus du myocarde, les troubles du rythme cardiaque ou les antécédents d'événements cardiaques. Elles représentent aujourd'hui la première cause de mortalité dans le monde, ce qui rend leur détection rapide et fiable indispensable.

Ces dernières années, l'intelligence artificielle (IA), et plus particulièrement le Deep Learning a montré un fort potentiel dans l'analyse automatique des images médicales. Cependant, ces modèles sont souvent perçus comme des "**boîtes noires**", fournissent une prédiction sans expliquer clairement la manière dont la décision a été prise. Or, dans le domaine médical, il est essentiel que les décisions issues de ces systèmes soient compréhensibles, transparentes et justifiables pour les professionnels de santé.

C'est dans cette optique que s'inscrit notre travail, dont l'objectif principal est de développer un système d'intelligence artificielle explicable (XAI) capable d'analyser automatiquement des images ECG, tout en renforçant la confiance du corps médical grâce à une explication claire, visuelle et interprétable des résultats. Pour ce faire, plusieurs architectures de Deep Learning ont été testées : un CNN personnalisé, un modèle hybride CNN combiné avec LSTM, et différentes versions de ResNet (de ResNet18 à ResNet152). Le CNN personnalisé s'est distingué par ses performances, atteignant une précision de 95 %.

Pour garantir la transparence du système et faciliter l'interprétation médicale, plusieurs techniques d'explicabilité ont été intégrées, notamment LIME, SHAP et Grad-CAM. Ces méthodes permettent de visualiser les zones de l'image ayant le plus influencé sur la prédiction du modèle, renforçant ainsi la confiance clinique dans l'outil.

Ce système a été intégré dans une plateforme web collaborative nommé '**HeartVision**', qui permet aux médecins de se connecter à leur espace sécurisé, de gérer leurs patients, d'ajouter des consultations avec images ECG, d'obtenir une analyse automatique et de générer des rapports médicaux personnalisables.

Ce projet montre qu'il est possible de combiner la performance, la transparence et l'utilité clinique dans un outil intelligent d'aide au diagnostic, répondant aux besoins réels du domaine médical.

**Mots-clefs :** Pathologies cardiovasculaires, Intelligence artificielle (IA), Deep Learning, ECG (électrocardiogramme), Intelligence artificielle Explicable (XAI), CNN personnalisé, Grad-CAM.

# Abstract.

---

Cardiovascular diseases encompass a group of conditions affecting the heart and blood vessels, such as myocardial infarction, arrhythmias, and a history of cardiac events. They are currently the leading cause of death worldwide, which makes fast and reliable detection essential.

In recent years, artificial intelligence (AI), especially deep learning, has shown strong potential in automating the analysis of medical images. However, these models are often perceived as “**black boxes**” that provide predictions without explaining the reasoning behind them. In the medical field, it is crucial that such decisions remain understandable, transparent, and justifiable to healthcare professionals.

This project aims to develop an explainable artificial intelligence (XAI) system capable of automatically analyzing ECG images, while enhancing clinical trust through clear, visual, and interpretable explanations of the model’s predictions. Several deep learning architectures were tested: a custom CNN, a hybrid CNN-LSTM model, and various versions of ResNet (from ResNet18 to ResNet152). The custom CNN achieved the best results, with an accuracy of 95%.

To ensure model transparency and support medical interpretation, several explainability methods were integrated, including LIME, SHAP, and Grad-CAM. These techniques highlight the image regions that influenced the prediction, thereby reinforcing confidence in the system.

The system was deployed within a collaborative web platform called HeartVision, allowing physicians to log into a secure space, manage patient records, upload ECG consultations, receive automatic analysis, and generate customizable medical reports.

This project demonstrates the possibility of combining performance, transparency, and clinical utility in an intelligent diagnostic support tool tailored to real medical needs.

**Keywords:** Cardiovascular pathologies, Artificial intelligence (AI), Deep learning, ECG (electrocardiogram), Explainable system (XAI), Explainability, Personalized CNN, Grad-CAM

## الملخص

تُعدّ الأمراض القلبية الوعائية مجموعة من الحالات التي تصيب القلب والأوعية الدموية، مثل احتشاء عضلة القلب، واضطرابات نظم القلب، وسوابق النوبات القلبية. وتُعدّ حاليًا السبب الأول للوفيات على مستوى العالم، مما يجعل الكشف المبكر والدقيق أمرًا ضروريًا.

في السنوات الأخيرة، أظهرت تقنيات الذكاء الاصطناعي (AI)، وخاصة التعلّم العميق (Deep Learning)، قدرة كبيرة على تحليل الصور الطبية تلقائيًا. ومع ذلك، تُعتبر هذه النماذج غالبًا "صناديق سوداء" لأنها تُعطي تنبؤات دون توضيح طريقة اتخاذ القرار. في المجال الطبي، من الضروري أن تكون هذه القرارات مفهومة وشفافة وقابلة للتبرير للأطباء.

يهدف هذا العمل إلى تطوير نظام ذكاء اصطناعي قابل للتفسير (XAI) قادر على تحليل صور ECG تلقائيًا، مع تعزيز ثقة الأطباء من خلال تقديم تفسيرات مرئية وواضحة لنتائج النموذج.

تم اختبار عدة معماريات للتعلّم العميق، منها: شبكة CNN مخصصة، نموذج هجين يجمع بين CNN و LSTM، وعدة إصدارات من ResNet (من ResNet50 إلى ResNet 152)، وقد حقق النموذج القائم على CNN المخصص أفضل أداء، حيث بلغ معدل الدقة 95% على بيانات الاختبار.

ولضمان شفافية النظام وتسهيل تفسير النتائج، تم دمج تقنيات تفسير متعددة مثل LIME و SHAP و Grad-CAM، والتي تساعد في إظهار الأجزاء الأكثر تأثيرًا في القرار.

تم دمج النظام داخل منصة ويب تعاونية تُدعى HeartVision، تتيح للأطباء الوصول إلى مساحة آمنة لإدارة ملفات المرضى، إضافة استشارات ECG، عرض التحليل التلقائي، وإنشاء تقارير طبية قابلة للتخصيص.

يُظهر هذا المشروع أنه من الممكن دمج الأداء العالي والشفافية والفائدة السريرية في أداة ذكية تُستخدم لدعم القرار الطبي، وتُلبي فعلاً احتياجات الممارسة الصحية الواقعية.

**الكلمات المفتاحية:** أمراض القلب والأوعية الدموية، الذكاء الاصطناعي (AI)، التعلّم العميق، تخطيط كهربية القلب (ECG)، النظام القابل للتفسير (XAI)، القدرة على التفسير، CNN الشخصية، Grad-CAM.

---



---

## *Table des matières*

---

|   |    |
|---|----|
| كلمة شكر و تقدير.....   | 2  |
| إهداء.....  | 3  |
| إهداء.....  | 4  |
| <i>Résumé</i> .....   | 1  |
| . Abstract.....   | 2  |
| المخلص.....   | 3  |
| <i>Liste des figures</i> .....  | 7  |
| <i>Liste des tableaux</i> .....   | 9  |
| <i>Liste d'abréviations et acronymes</i> .....  | 10 |
| <i>Introduction générale</i> .....  | 11 |
| Chapitre.....   | 14 |
| Contexte médical du système cardiovasculaire .....                                      | 14 |
| 1. Introduction .....   | 15 |
| 2.2. La circulation sanguine : .....  | 17 |
| 2.4. Aperçu des maladies cardiaques étudiées.....                                       | 19 |
| 3. Prévalence et impact des maladies cardiovasculaires .....                            | 20 |
| 3.1. Statistiques mondiales .....   | 20 |
| 3.2. Évolution des décès des maladies cardiovasculaires dans le monde (1990–2021) ..... | 20 |
| 3.3. Statistiques en Algérie .....  | 21 |
| 3.4. Pathologies ciblées dans notre base de données .....                               | 22 |
| 4. Modalités de Diagnostic en Cardiologie .....   | 23 |
| 4.1. L'électrocardiogramme (ECG).....   | 23 |
| 4.2. L'échocardiographie.....   | 24 |
| 4.3. L'IRM cardiaque .....  | 24 |
| 4.4. Le scanner cardiaque (Coro scanner) .....  | 25 |
| 4.5. La coronarographie .....   | 25 |
| 5. Systèmes existants pour le diagnostic automatique : .....                            | 27 |
| 6. Conclusion : .....   | 29 |
| Chapitre2 : Intelligence Artificielle et Explicabilité.....                             | 30 |
| 1. Introduction .....   | 31 |
| 2. Intelligence Artificielle .....  | 31 |
| 2.1. Machine Learning.....  | 32 |
| 2.2. Deep learning.....   | 32 |
| 2.3. Apprentissage par transfert .....  | 40 |

---

|   |    |
|---|----|
| 3. Intelligence Artificielle explicable.....  | 41 |
| 3.1. Les objectifs principaux du XAI.....   | 41 |
| 3.2. Approches et méthodes d'explicabilité XAI.....   | 43 |
| 4. Conclusion.....  | 51 |
| Chapitre3 : Méthodologie.....   | 52 |
| 1. Introduction.....  | 53 |
| 2. Présentation générale de la méthodologie.....  | 53 |
| 2.1. Description de la base de données ECG.....   | 54 |
| 2.2. Prétraitement des images ECG.....  | 55 |
| 2.3. Architecture du modèle.....  | 58 |
| 2.4. Architecture des modèles XAI.....  | 63 |
| 2.5. Stockage dans la base de données.....  | 65 |
| 2.6. Interface Web.....   | 66 |
| 2.7. Intégration par flask.....   | 75 |
| 3. Conclusion.....  | 80 |
| chapitre 4:Expérimentations et résultats.....   | 81 |
| 1. Introduction.....  | 82 |
| 2. Détail des expériences menées.....   | 82 |
| 2.1. Classification des images ECG.....   | 82 |
| 2.2. Présentation de l'interface collaborative.....   | 82 |
| 3. Ressources utilisées et environnement expérimental.....  | 83 |
| 3.1. Plateformes utilisées.....   | 83 |
| 3.2. Les outils logiciels.....  | 84 |
| 4. Evaluation des modèles de classification.....  | 88 |
| 4.1. Taux de classification.....  | 88 |
| 4.2. Précision.....   | 88 |
| 4.3. Perte.....   | 88 |
| 4.4. F1 score.....  | 89 |
| 4.5. Rappel.....  | 89 |
| 5. Métriques de classification par classe pour chaque architecture.....                           | 90 |
| 5.1. Architecture CNN.....  | 90 |
| 5.2. Architecture CNN-LSTM.....   | 91 |
| 6. Comparaison avec les travaux existants utilisant la même base de données de notre travail..... | 98 |
| 7. Analyse interprétative du modèle à l'aide des techniques d'IA explicable.....                  | 98 |
| 7.1. LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations).....                                  | 98 |
| 7.2. SHAP (SHapley Additive exPlanations).....  | 99 |

---

## Table de matières

---

|   |            |
|---|------------|
| 7.3. Grad-Cam .....                                 | 100        |
| 8. Interface collaborative .....                    | 100        |
| 8.1. Aperçu de l'interface (captures d'écran) ..... | 101        |
| 9. Conclusion .....                                 | 115        |
| <b>Business Model Canvas .....</b>                  | <b>116</b> |
| 1. Proposition de valeur .....                      | 117        |
| 2. Segments de clients .....                        | 117        |
| 3. Relations avec les clients .....                 | 117        |
| 4. Canaux de distribution .....                     | 118        |
| 5. Partenaires clés .....                           | 118        |
| 6. Les activités clés .....                         | 119        |
| 7. Ressources clés .....                            | 119        |
| 8. Structure de coûts .....                         | 120        |
| 9. Sources de revenus .....                         | 120        |
| <i>Conclusion générale</i> .....                    | 122        |
| <b>Références</b> .....                             | <b>125</b> |

---

## *Liste des figures*

---

|   |    |
|---|----|
| Figure 1.1. Anatomie coeur humain.....  | 15 |
| Figure1.2.Schéma de la circulation sanguine : pulmonaire et systémique .....  | 18 |
| Figure1.3.Système de conduction électrique .....  | 18 |
| Figure1.4.évaluation des décès mondiaux liés aux maladies cardiovasculaires(1990-2020) .  | 20 |
| Figure1.5.prévalence de l’hypertension artérielle chez les adultes en Algerie (INSP/OMS ,Tlemcen) .....                           | 21 |
| Figure1.6.prévalence mondiale estimée de l’infarctus du myocarde de la fibrillation aurculaire en 2021 (source :GBD 2021) . ..... | 22 |
| Figure1.7.image ECG montrant un infarctus myocardiaque .....  | 23 |
| Figure1.8. image échographique montrant un infarctus myocardiaque. ....   | 23 |
| Figure1.9. IRM cardiaque montrant un infarctus myocardiaque . ....  | 24 |
| Figure 1.10.CT-SCAN cardiaque montrant un infarctus myocardiaque .....  | 25 |
| Figure 1.11. coronarographie montrant une artère coronaire visible via injection de produit de contraste. ....                    | 25 |
| Figure2.1.Organisation en couches d'un réseau de neurones artificiel. ....  | 34 |
| Figure 2.2.Perceptron monocouche.....   | 35 |
| Figure2.3.Perceptron multicouche .....  | 35 |
| Figure2.4.réseaux de neurones récurrents .....  | 36 |
| Figure2.5.1.4.Architecture de CNN .....   | 38 |
| Figure 2.6.Les approches des modèles Post-hoc.....  | 48 |
| Figure 2.7. Expliquer des images en utilisant SHAP .....  | 49 |
| Figure 2.8.Expliquer des images en utilisant LIME.....  | 50 |
| Figure 2.9. Expliquer des images en utilisant Grad-CAM.....   | 50 |
| Figure 3.1. Présentation générale de la méthodologie.....   | 53 |
| Figure 3.2. distribution des images dans la base de données .....   | 54 |
| Figure 3.3.Nettoyage des Image.....   | 56 |
| Figure 3.4.Architecture du model CNN .....  | 59 |
| Figure 3.5.Architecture de CNN combiné avec LSTM .....  | 61 |
| Figure 3.6.Architecture de model RESNET.....  | 62 |
| Figure 3.7.UML de Base de données .....   | 65 |

## Liste des figures

---

|  |     |
|--|-----|
| Figure 4.1.matrice de confusion de CNN.....  | 90  |
| Figure 4.2.matrice de confusion de CNN-Lstm .....  |     |
| Figure 4.3.matrice de confusion de ResNet50. ....  | 93  |
| Figure 4.4.matrice de confusion de ResNet101 .....   | 95  |
| Figure 4.5.matrice de confusion de ResNet152. ....   | 96  |
| Figure 4.6.Visualisation LIME.....   | 98  |
| Figure 4.7.Visualisation SHAP .....  | 99  |
| Figure 4.8.Visualisation GRAD-CAM.....   | 100 |
| Figure 4.9.Page de connexion (sign in).....  | 101 |
| Figure 4.10.Page d'inscription (Create Account).....   | 102 |
| Figure 4.11.Demande de réinitialisation (Password Recovery).....   | 103 |
| Figure 4.12.Création d'un nouveau mot de passe .....   | 104 |
| Figure 4.13.Création d'un nouveau mot de passe .....   | 104 |
| Figure 4.14.Page d'accueil .....   | 105 |
| Figure 4.15.Calendrier de consultation .....   | 105 |
| Figure 4.16.Interface d'analyse ECG .....  | 106 |
| Figure 4.17.profil médecin .....   | 107 |
| Figure 4.18.liste patients .....   | 108 |
| Figure 4.19.Ajouter patients .....   | 108 |
| Figure 4.20.consultation patient inteface : (a) Page Principale de Consultation ,(b) Résultats d'Analyse ECG,(c) Détails Cliniques,(d) Historique des Consultations ,(e) Détails d'une Consultation Spécifique. .... | 112 |
| Figure 4.21.Le header.....   | 113 |
| Figure 4.22.sidebar .....  | 113 |
| Figure 4.23.footer .....   | 114 |
| Figure 4.24.mode sombre.....   | 115 |

---

## *Liste des tableaux*

---

|   |                                    |
|---|------------------------------------|
| Tableau 1.1. Comparaison d'ECG avec les autres modalités.....                     | <b>Erreur ! Signet non défini.</b> |
| Tableau 1.2.Comparaison entre les traveaux.....                                   | <b>Erreur ! Signet non défini.</b> |
| Tableau 4.1.Bibliothèques et frameworks.....                                      | 88                                 |
| Tableau 4.2.Résultats obtenus par les cinq modèles. ....                          | 89                                 |
| Tableau 4.3.Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture CNN.....       | 91                                 |
| Tableau 4.4.Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture CNN-LSTM.....  | 92                                 |
| Tableau 4.5.Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture ResNet50.....  | 94                                 |
| Tableau 4.6.Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture ResNet101..... | 95                                 |
| Tableau 4.7.Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture ResNet152..... | 97                                 |

---

## *Liste d'abréviations et acronymes*

|                 |  |
|-----------------|--|
| <b>ECG</b>      | Electrocardiogramme                                |
| <b>SA</b>       | Nœud Sinusal                                       |
| <b>AV</b>       | Nœud auriculo-ventriculaire                        |
| <b>IA</b>       | intelligence artificielle                          |
| <b>XAI</b>      | Intelligence artificielle explicable               |
| <b>ML</b>       | Machine Learning                                   |
| <b>SVM</b>      | Machines à Vecteurs de Support                     |
| <b>KNN</b>      | K-Nearest Neighbors                                |
| <b>SARSA</b>    | State-Action-Reward-State-Action                   |
| <b>ANN</b>      | Artificiel Neural Networks                         |
| <b>MLP</b>      | Multi Layer Perceptron                             |
| <b>RNNs</b>     | Les réseaux de neurones récurrents                 |
| <b>LSTM</b>     | Long Short-Term Memory                             |
| <b>ResNet</b>   | Residual Network                                   |
| <b>CNN</b>      | Réseaux de neurones convolutifs                    |
| <b>ReLU</b>     | Unité Linéaire Rectifiée                           |
| <b>RGPD</b>     | Règlement Général sur la Protection des Données    |
| <b>DARPA</b>    | Agence du département de la Défense des États-Unis |
| <b>GAM</b>      | Modèles Additifs Généralisés                       |
| <b>DNN</b>      | Deep Neural Networks                               |
| <b>SHAP</b>     | Shapley Additive explantations                     |
| <b>LIME</b>     | Local Interpretable Model-agnostic Explantions     |
| <b>Grad-CAM</b> | Class Activation Mapping pondéré par le gradient   |
| <b>Adam</b>     | <i>Adaptive Moment Estimation</i>                  |
| <b>HTML</b>     | HyperText Markup Language                          |
| <b>CSS</b>      | Cascading Style Sheets                             |
| <b>JS</b>       | <i>JavaScript</i>                                  |
| <b>VP</b>       | Vrai Positif                                       |
| <b>VN</b>       | <i>Vrai négatif</i>                                |
| <b>FP</b>       | <i>Faux Positif</i>                                |
| <b>FN</b>       | <i>Faux négatif</i>                                |

# *Introduction générale*

## Introduction générale

---

Les maladies cardiovasculaires représentent aujourd'hui la première cause de mortalité dans le monde. Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), elles provoquent chaque année près de 18 millions de décès [1]. Ce constat alarmant place la prévention, le dépistage précoce et la prise en charge rapide au cœur des priorités de santé publique. Parmi les outils de diagnostic disponibles, l'électrocardiogramme (ECG) occupe une place centrale. Il permet d'enregistrer l'activité électrique du cœur et de détecter diverses anomalies cardiaques de manière non invasive, rapide et économique.

Cependant, l'interprétation des tracés ECG peut s'avérer complexe, nécessitant une expertise médicale spécifique. De plus, dans certains contextes, l'accès à des spécialistes qualifiés peut être limité, ce qui peut retarder le diagnostic. Face à ces enjeux, l'intelligence artificielle (IA) offre des perspectives prometteuses, notamment en matière d'aide au diagnostic. Les techniques d'apprentissage profond (Deep Learning) permettent aujourd'hui de concevoir des modèles capables d'analyser automatiquement des images ECG et de reconnaître des pathologies avec un haut niveau de précision.

Mais en médecine, cette performance technique ne suffit pas, il est essentiel que les décisions prises par un système d'aide au diagnostic soient compréhensibles, justifiables et interprétables. Or, les modèles de Deep Learning agissent souvent comme des "boîtes noires", fournissant une réponse sans explication claire. Cette opacité limite leur acceptation par les professionnels de santé, qui doivent pouvoir s'appuyer sur des outils fiables, mais également transparents.

C'est dans cette optique que s'inscrit l'intelligence artificielle explicable. Ce domaine vise à développer des méthodes permettant de rendre les prédictions des modèles IA plus compréhensibles, notamment en mettant en évidence les parties d'une image qui ont influencé à la décision. Appliquées à l'ECG, ces méthodes renforcent la valeur médicale de l'outil en faisant de l'IA une véritable aide au diagnostic, et non un simple automate de décision.

Le présent mémoire propose le développement d'un système intelligent explicable dédié à l'analyse automatique des images ECG, capable de détecter plusieurs pathologies cardiovasculaires tout en fournissant une explication visuelle des prédictions. Ce système est intégré dans une plateforme web collaborative permettant aux médecins de gérer leurs patients, de consulter les résultats d'analyse, d'ajouter des observations, et de générer automatiquement un rapport médical personnalisable.

La réalisation de ce projet a nécessité une démarche complète, allant de l'étude des bases médicales à la mise en œuvre technique de la solution : traitement des données ECG,

## Introduction générale

---

conception et entraînement du modèle de Deep Learning, intégration de méthodes explicatives, développement de l'interface et structuration de la base de données.

Ce mémoire est structuré en plusieurs chapitres :

- Le premier chapitre présente le contexte médical, avec un focus sur les pathologies cardiovasculaires et le rôle de l'ECG dans le diagnostic.
- Le deuxième chapitre est consacré aux fondements théoriques de l'intelligence artificielle, du deep learning et de l'explicabilité (XAI).
- Le troisième chapitre détaille la méthodologie mise en place pour développer le système d'aide au diagnostic, depuis la préparation des données jusqu'à l'intégration dans une application web.
- Le quatrième chapitre expose les résultats expérimentaux obtenus et les performances du système, ainsi que la qualité des explications générées.
- Enfin, le dernier chapitre conclut le travail en identifiant les limites rencontrées et les perspectives d'amélioration.

À travers cette démarche, notre objectif est de proposer un outil concret d'aide au diagnostic médical, alliant précision, transparence et utilité clinique, afin de contribuer à une médecine plus réactive, plus accessible et plus fiable.

---

# Chapitre

---

# 1

# Contexte médical du système cardiovasculaire

## 1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux différentes composantes du système cardiovasculaire, en mettant particulièrement l'accent sur les vaisseaux sanguins et le mécanisme de conduction électrique du cœur. Nous soulignerons également l'importance de l'électrocardiogramme (ECG) en tant qu'outil fondamental pour l'analyse de l'activité cardiaque et la détection précoce des anomalies. Par ailleurs, nous allons présenter les principaux types de méthodes utilisées pour la détection et le diagnostic des pathologies cardiovasculaires. Cette exploration nous a permis de maîtriser le fonctionnement pour une prise en charge efficace des maladies cardiaques.

## 2. Le système cardiovasculaire

### 2.1. L'anatomie du cœur humain

Le cœur est un organe musculaire creux, positionné de manière oblique dans la cage thoracique, entre les poumons et derrière le sternum. Il pèse en moyenne entre 250 et 350 grammes et est principalement composé d'un muscle appelé myocarde, responsable de ses contractions. Ce muscle est structuré en trois couches distinctes : l'endocarde, une fine membrane qui tapisse l'intérieur des cavités cardiaques ; l'épicarde, qui enveloppe l'extérieur du myocarde ; et enfin, le myocarde lui-même, qui constitue la partie la plus volumineuse assurant la fonction principale du cœur. [2]

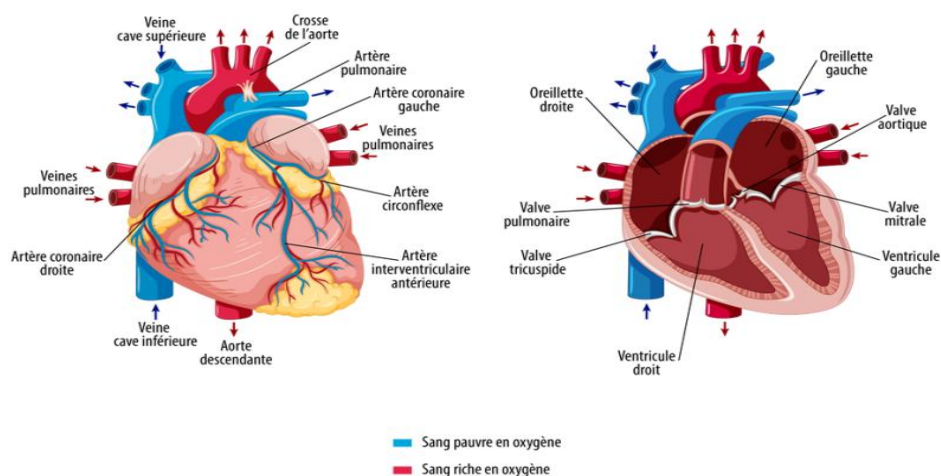


Figure 1.1: Anatomie Cœur Humain [3].

### 2.1.1. Les Chambres (cavités) du Cœur :

Le cœur est divisé en quatre chambres, chacune remplissant une fonction spécifique. :

#### 2.1.1.1. Oreillettes (ou atriums):

- **Oreillette Droite** : Reçoit le sang désoxygéné provenant du corps via les veines caves supérieure et inférieure.
- **Oreillette Gauche** : Reçoit le sang oxygéné venant des poumons via les veines pulmonaires [4].

#### 2.1.1.2. Ventricules :

- **Ventricule Droit** : Reçoit le sang désoxygéné de l'oreillette droite et le pompe vers les poumons à travers l'artère pulmonaire, où il est oxygéné.
- **Ventricule Gauche** : Reçoit le sang oxygéné de l'oreillette gauche et le pompe vers le reste du corps via l'aorte.[4]

### 2.1.2. Les Valves Cardiaques :

Les valves cardiaques assurent un flux unidirectionnel du sang à travers les chambres du cœur:

#### 2.1.2.1. Valves Auriculo-Ventriculaires:

- **Valve Tricuspide** : Située entre l'oreillette droite et le ventricule droit. Elle possède trois cuspides.
- **Valve Mitrale (ou bicuspide)** : Située entre l'oreillette gauche et le ventricule gauche. Elle a deux cuspides.[2]

#### 2.1.1.2. Valves Semilunaires:

- **Valve Pulmonaire** : Située entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire.
- **Valve Aortique** : Située entre le ventricule gauche et l'aorte.[2]

### 2.1.3 Les vaisseaux sanguins:

Les artères et les veines sont des vaisseaux sanguins essentiels au fonctionnement du système circulatoire. Les artères transportent le sang oxygéné du cœur vers les organes et les tissus, tandis que les veines ramènent le sang désoxygéné des organes et des tissus vers le cœur.

#### 2.1.3.1. LES ARTERES :

- **Aorte** : la plus grande artère du corps. Elle émerge du ventricule gauche du cœur et se ramifie pour distribuer le sang oxygéné à l'ensemble de l'organisme.
- **Artères Coronaires** : Elles irriguent le muscle cardiaque lui-même, assurant son approvisionnement en oxygène et en nutriments.
- **Artères Pulmonaires** : Elles transportent le sang désoxygéné du cœur vers les poumons pour l'oxygénation.
- **Artères Systémiques** : Elles comprennent toutes les autres artères qui transportent le sang oxygéné vers les différentes parties du corps [2].

#### 2.1.3.2. Les veines :

- **Veine Cave Supérieure** : Ramène le sang désoxygéné de la partie supérieure du corps vers l'oreillette droite du cœur.
- **Veine Cave Inférieure** : Ramène le sang désoxygéné de la partie inférieure du corps vers l'oreillette droite du cœur.
- **Veines Pulmonaires** : Contrairement à la plupart des veines, les veines pulmonaires transportent le sang oxygéné des poumons vers l'oreillette gauche du cœur.
- **Veines Systémiques** : Ce sont toutes les autres veines qui ramènent le sang désoxygéné des organes et des tissus vers le cœur [2].

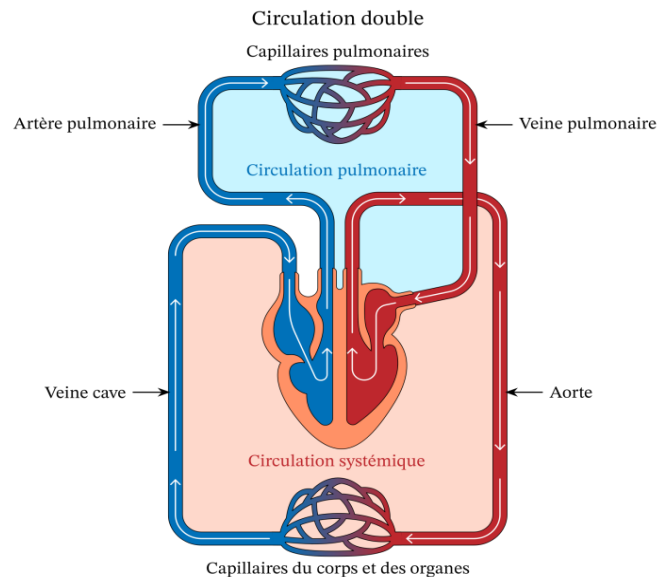
### 2.2. La circulation sanguine :

La circulation pulmonaire transporte le sang veineux (pauvre en oxygène et riche en dioxyde de carbone) vers les alvéoles pulmonaires, où il est réoxygéné et débarrassé du gaz carbonique. Elle débute au ventricule droit, passe par l'artère pulmonaire, puis se divise en capillaires. Une fois oxygéné, le sang retourne au cœur via les veines pulmonaires jusqu'à l'oreillette gauche.

Comme l'illustre **la Figure 1.2**, la circulation sanguine suit un circuit fermé. Le sang oxygéné est expulsé du ventricule gauche vers l'aorte, irrigue les tissus, puis revient à l'oreillette droite

via les veines caves. C'est la circulation systémique. Ensuite, il est propulsé par le ventricule droit vers les poumons via l'artère pulmonaire, où il se recharge en oxygène avant de retourner à l'oreillette gauche.

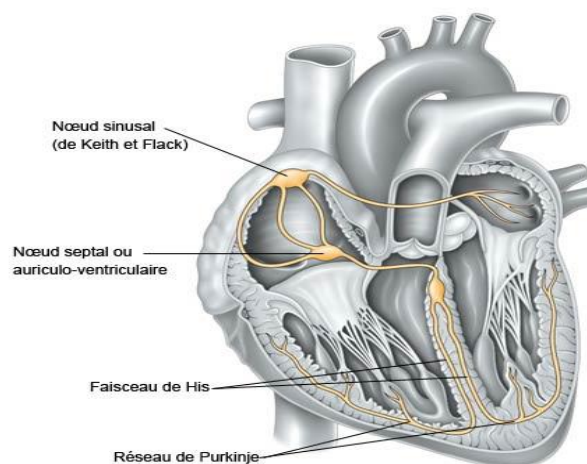
Le sang circule donc selon deux circuits : la circulation systémique et la circulation pulmonaire [5].



**Figure 1.2:** Schéma de la circulation sanguine : pulmonaire et systémique [7].

### 2.3. Le système de conduction électrique

Le système de conduction cardiaque est fondamental pour assurer la coordination des contractions du cœur, ce qui garantit un rythme à la fois régulier et efficace. Ce système est constitué de structures spécialisées qui génèrent et propagent les impulsions électriques, comme le montre la figure 1.3.



**Figure 1.3:** Système de conduction électrique [8].

### 2.3.1. Nœud Sinusal ou (Sino Auriculaire SA)

Localisé dans la paroi de l'oreillette droite, à proximité de la veine cave supérieure, le nœud sinusal agit comme un stimulateur naturel (pacemaker). Il génère les impulsions électriques en raison du mouvement des ions à travers les membranes cellulaires, entraînant un rythme cardiaque de 60 à 100 battements par minute au repos.[8]

### 2.3.2. Faisceau de Bachmann:

Ce faisceau a pour fonction de relier et de transmettre les impulsions électriques entre l'oreillette droite et l'oreillette gauche. Il joue un rôle essentiel dans la synchronisation des contractions auriculaires, permettant aux deux oreillettes de se contracter simultanément et ainsi d'optimiser la circulation sanguine.[8]

### 2.3.3. les voies internodales:

Ces voies sont responsables de la conduction des potentiels d'action entre le nœud SA et le nœud auriculo-ventriculaire (AV), assurant une transmission rapide et efficace des signaux électriques.[8]

### 2.3.4. Nœud auriculo ventriculaire (AV):

Situé à la jonction des oreillettes et des ventricules, près du septum interartériel, le nœud AV joue un rôle crucial en retardant la transmission des potentiels d'action. Ce délai permet aux oreillettes de se vider complètement de leur sang avant que les ventricules ne commencent leur contraction [8].

## 2.4. Aperçu des maladies cardiaques étudiées

### 2.4.1. Infarctus du myocarde :

L'infarctus du myocarde, communément appelé "crise cardiaque", correspond à la nécrose partielle du muscle cardiaque (myocarde) provoquée par une interruption brutale de l'irrigation sanguine, généralement due à l'obstruction d'une artère coronaire par un thrombus. Ce manque d'oxygénation entraîne des lésions irréversibles du tissu cardiaque si la prise en charge n'est pas rapide.

### 2.4.2. Arythmies cardiaques :

Les arythmies cardiaques désignent un ensemble de troubles du rythme du cœur, se traduisant par des battements trop rapides (tachycardie), trop lents (bradycardie) ou irréguliers. Elles résultent d'une altération de la conduction électrique cardiaque et peuvent avoir des causes variées. Certaines arythmies sont bénignes, tandis que d'autres peuvent engager le pronostic vital.

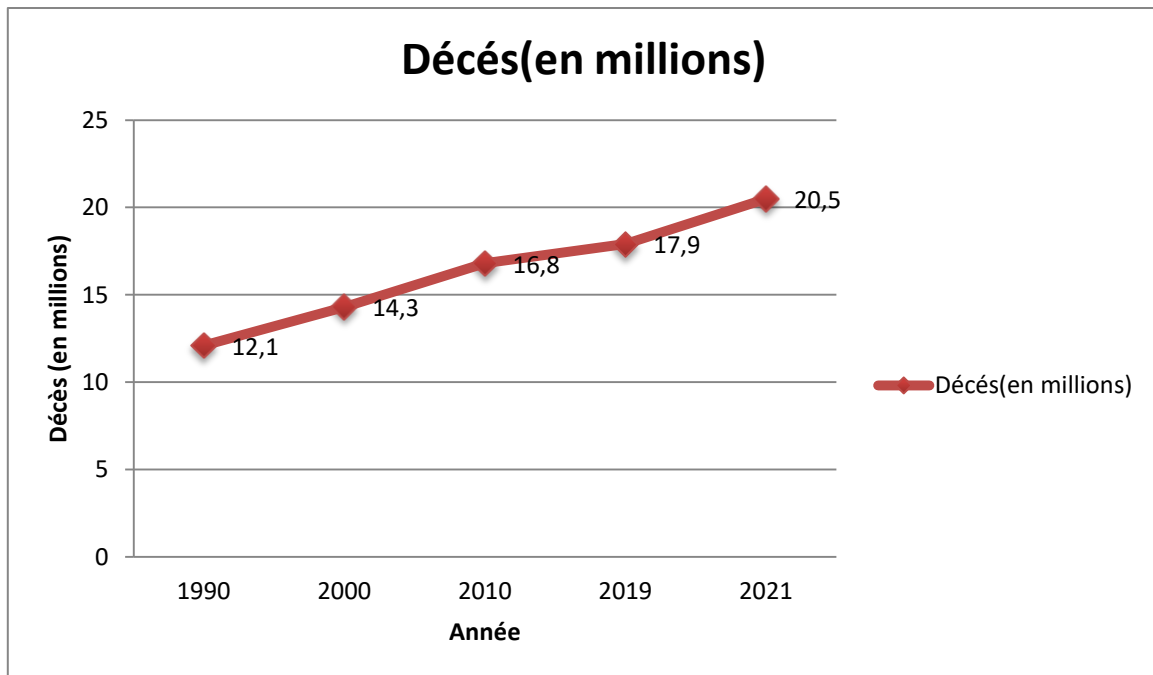
## 3. Prévalence et impact des maladies cardiovasculaires

### 3.1. Statistiques mondiales

Les maladies cardiovasculaires (MCV) sont la première cause de mortalité dans le monde, avec 17,9 millions de décès en 2019, soit 32 % de la mortalité mondiale. Parmi ces décès, 85 % sont dus à un infarctus du myocarde (IM) ou à un accident vasculaire cérébral (AVC). Plus des trois quarts de ces décès surviennent dans des pays à revenu faible ou intermédiaire, où l'accès au dépistage et aux soins reste limité. Par ailleurs, 38 % des décès prématurés (avant 70 ans) dus à des maladies non transmissibles sont également liés aux MCV..[24]

### 3.2. Évolution des décès des maladies cardiovasculaires dans le monde (1990–2021)

D'après le World Heart Report 2023, les décès dus aux maladies cardiovasculaires sont passés de 12,1 millions en 1990 à 20,5 millions en 2021, confirmant une augmentation alarmante de près de 70 %. Bien que le taux de mortalité ait diminué dans plusieurs pays à revenu élevé (de 354 à 240 pour 100 000 habitants entre 1990 et 2019), la charge globale reste très élevée, notamment dans l'Europe de l'Est, l'Asie centrale, où se concentrent 80 % des décès [25].



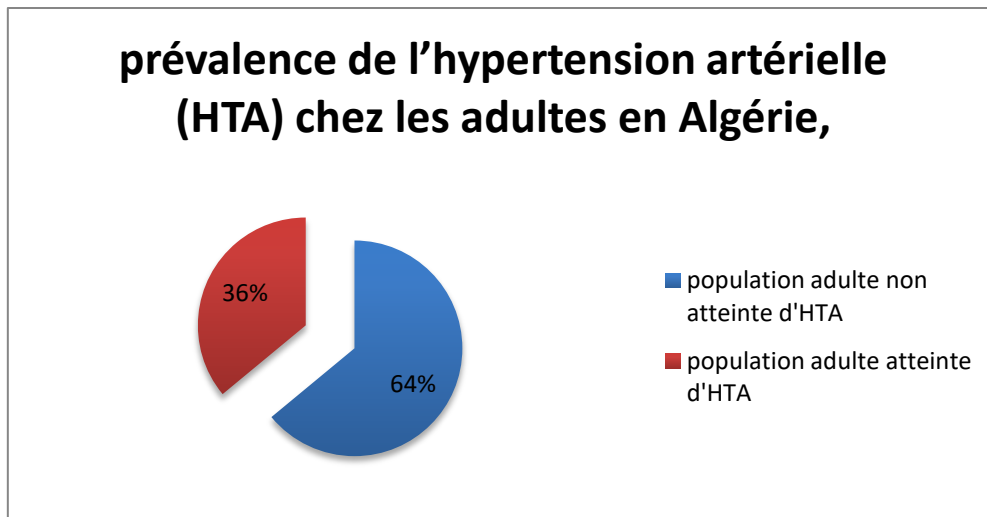
**Figure 1.4.** Évolution des décès mondiaux liés aux maladies cardiovasculaires (1990–2021)

### 3.3. Statistiques en Algérie

En Algérie, les maladies cardiovasculaires (MCV) constituent la première cause de mortalité, avec environ 40 000 décès par an, selon des estimations de la Société algérienne de cardiologie. Elles représentent également l'une des principales causes d'hospitalisation en urgence dans les services de cardiologie à travers le pays.

Une étude épidémiologique menée à Tlemcen par l'Institut national de santé publique (INSP) en collaboration avec l'Organisation mondiale de la santé (OMS) a mis en évidence une forte prévalence de l'hypertension artérielle (HTA), facteur directement impliqué dans les MCV. Cette étude révèle que l'HTA touche environ 36 % de la population adulte, et dépasse 50 % chez les personnes de plus de 55 ans. Plus inquiétant encore, cette hypertension est méconnue chez deux patients sur trois, ce qui limite la prévention et retarde souvent le diagnostic.

Ces chiffres soulignent l'urgence de renforcer les efforts en matière de dépistage précoce et de suivi régulier, notamment grâce à des outils simples, accessibles et non invasifs comme l'électrocardiogramme (ECG), afin d'améliorer la prise en charge des MCV en Algérie [26].



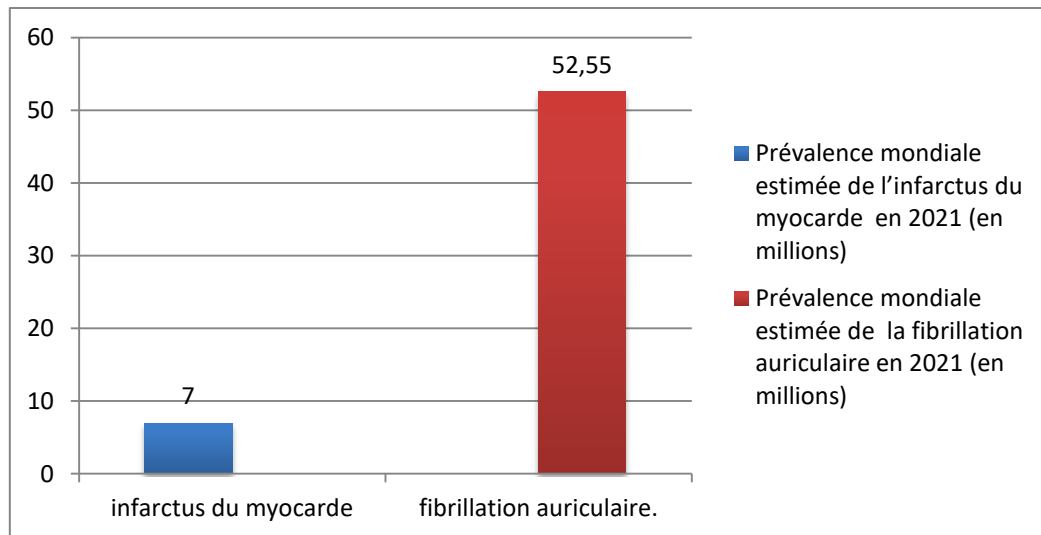
**Figure 1.5.** Prévalence de l'hypertension artérielle chez les adultes en Algérie (INSP/OMS, Tlemcen)

### 3.4. Pathologies ciblées dans notre base de données

Dans le cadre de notre travail, nous nous concentrons sur deux pathologies majeures : l'infarctus du myocarde (IM) et les troubles du rythme cardiaque, en particulier la fibrillation auriculaire (FA). Le choix de ces pathologies repose sur leur forte prévalence, leur détectabilité par ECG, et leur impact clinique majeur.

Chaque année, on recense environ 7 millions de cas d'infarctus du myocarde dans le monde, représentant une part importante de la mortalité cardiovasculaire. Quant aux troubles du rythme cardiaque, la fibrillation auriculaire est la plus fréquente, avec plus de 52 millions de cas dans le monde en 2021 [27].

Ces pathologies, bien que parfois silencieuses, peuvent entraîner des complications graves. D'où l'intérêt d'un dépistage automatisé basé sur l'ECG, afin d'améliorer la détection précoce et la prise en charge [27].



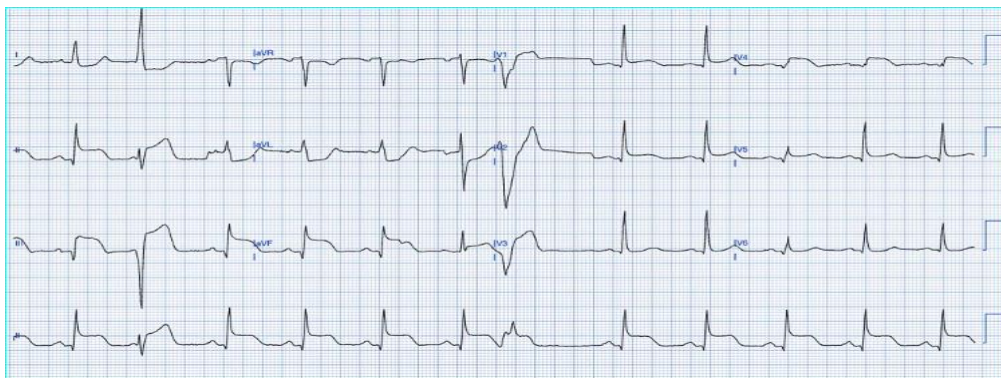
**Figure 1.6.** Prévalence mondiale estimée de l'infarctus du myocarde et de la fibrillation auriculaire en 2021 (Source : GBD 2021)

### 4. Modalités de Diagnostic en Cardiologie

En cardiologie, plusieurs modalités diagnostiques permettent d'évaluer le fonctionnement du cœur. Parmi elles, l'échocardiographie, l'IRM cardiaque, le scanner et la coronarographie offrent des analyses détaillées mais restent coûteuses et parfois difficiles d'accès.

**4.1. L'électrocardiogramme (ECG)** est privilégié dans notre base de données en raison de ses nombreux avantages :

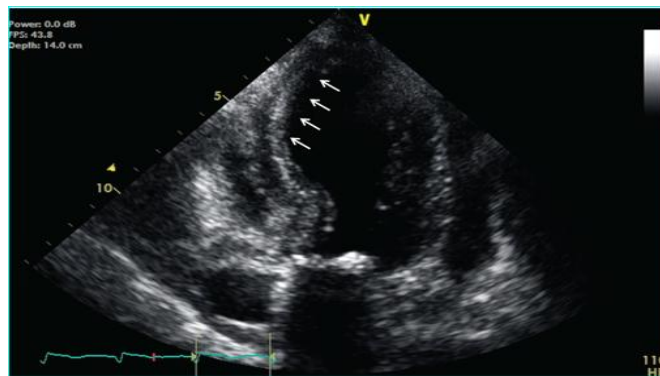
- **Coût réduit et accessibilité** : Moins cher que l'IRM ou le scanner, il peut être réalisé dans n'importe quel centre médical.
- **Diagnostic rapide et indolore** : C'est un examen rapide dans 5 à 10 min et non invasif [9].
- **Diagnostic précis** : Fournit des informations immédiates sur la santé cardiaque [9]
- **Facilité d'exploitation par l'intelligence artificielle** : Les signaux ECG sont utilisables pour l'apprentissage automatique.



**Figure 1.7:** image ECG montrant un infarctus myocardique .[19]

### 4.2. L'échocardiographie

L'échocardiographie est une technique d'imagerie utilisant les ultrasons pour examiner le cœur, les valvules cardiaques et les gros vaisseaux. Elle permet d'analyser l'épaisseur des parois myocardiques (comme en cas d'hypertrophie ou d'atrophie) ainsi que leur mouvement, fournissant ainsi des indications précieuses sur la présence d'ischémie ou d'infarctus. Elle joue également un rôle clé dans l'évaluation de la fonction systolique et dans la caractérisation du profil de remplissage diastolique du ventricule gauche. Ces données sont essentielles pour le diagnostic de l'hypertrophie ventriculaire gauche, des cardiopathies hypertrophiques ou restrictives, de l'insuffisance cardiaque sévère, ou encore de la péricardite constrictive. Par ailleurs, l'échocardiographie permet d'examiner en détail la structure et la fonction des valvules, de détecter d'éventuelles végétations infectieuses ou des thrombus intracardiaques, ainsi que d'estimer la pression artérielle pulmonaire et la pression veineuse centrale.[28]



**Figure 1.8: image échographique montrant un infarctus myocardique [20]**

### 4.3. L'IRM cardiaque

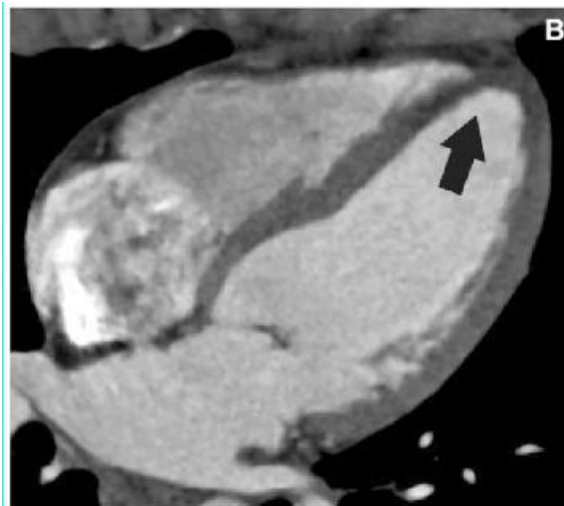
En complément de l'échocardiographie, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) cardiaque offre une visualisation détaillée des structures du cœur, des valvules ainsi que des principaux vaisseaux. Elle permet une évaluation précise des maladies coronariennes, de l'insuffisance cardiaque et des anomalies cardiaques. Basée sur un champ magnétique puissant et des ondes de radiofréquence, l'IRM génère des images sans recours aux rayonnements ionisants. L'examen se déroule dans un appareil en forme d'anneau, au sein duquel le patient est allongé sur une table mobile qui se déplace progressivement pendant l'acquisition des images.[29]



**Figure 1.9:** IRM cardiaque montrant un infarctus myocardique. [21]

#### 4.4. Le scanner cardiaque (Coro scanner)

Le scanner cardiaque (ou coro scanner) constitue un autre outil essentiel d'imagerie non invasive. Il permet principalement de détecter une obstruction des artères coronaires. Synchronisé avec l'électrocardiogramme, il offre des images précises du cœur à une phase stable du cycle cardiaque. Cet examen est également utilisé pour évaluer l'aorte thoracique, rechercher un caillot intracardiaque ou préparer certaines interventions. Il est souvent prescrit en présence de symptômes évocateurs (douleurs thoraciques, essoufflement) ou de facteurs de risque cardiovasculaire.[30]

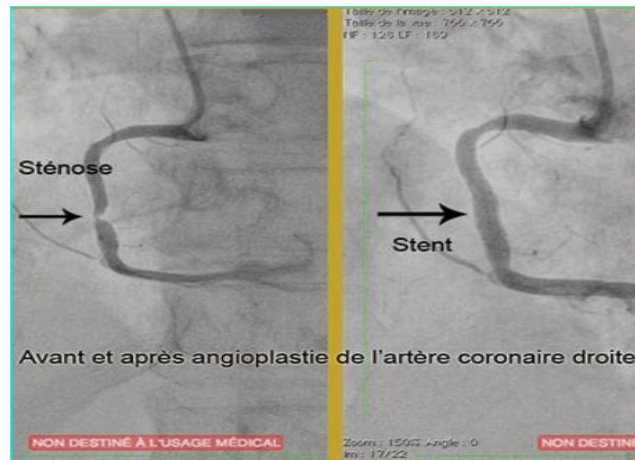


**Figure 1.10:** CT-SCAN cardiaque montrant un infarctus myocardique. [22]

#### 4.5. La coronarographie

Enfin, lorsque les examens non invasifs ne permettent pas de conclure ou qu'une intervention est envisagée, la coronarographie constitue la référence en matière de visualisation des artères coronaires gauche et droite. Il s'agit d'une technique d'imagerie médicale invasive, reposant sur la radiographie aux rayons X associée à l'injection d'un produit de contraste iodé. Réalisée

par un coronarographe, elle permet de confirmer ou d'infirmer une maladie coronarienne, et d'évaluer précisément la localisation et l'importance des lésions.[31]



**Figure 1.11:** coronarographie montrant une artère coronaire visible via injection de produit de contraste.[23]

Le tableau 1.1 ci-dessous présente une comparaison entre les différentes modalités en terme de cout, accessibilité ainsi que le temps d'examen par patient.

| Modalité                 | Cout       | Accessibilité   | Invasivité  | Informations fournies             | Temps d'examen |
|--------------------------|------------|-----------------|-------------|-----------------------------------|----------------|
| <b>ECG</b>               | Faible     | Très accessible | Non invasif | Activité électrique du cœur       | 5-10 min       |
| <b>Échocardiographie</b> | Moyen      | Moyenne         | Non invasif | Anatomie et fonction cardiaque    | 20-40 min      |
| <b>IRM cardiaque</b>     | Élevé      | Faible          | Non invasif | Imagerie haute résolution du cœur | 30-60 min      |
| <b>Scanner cardiaque</b> | Élevé      | Faible          | Non invasif | Visualisation des coronaires      | 15-30 min      |
| <b>Coronarographie</b>   | Très élevé | Faible          | Invasif     | Examen direct des artères         | 30-60 min      |

**Tableau.1.1:** tableau de comparaison d'ECG avec les autres modalités.

### 5. Systèmes existants pour le diagnostic automatique :

Les maladies cardiovasculaires posent un grand problème en santé publique. Ces enjeux rendent ce domaine un sujet de recherche intéressant. Parmi les travaux réalisés :

En 2019, Muhammad Wasimuddin [15] a proposé une méthode de détection des anomalies cardiaques en convertissant les signaux ECG en images 2D, analysées par un réseau de neurones convolutifs (CNN). L'objectif était de classer les signaux ECG comme normaux ou anormaux en quasi temps réel, atteignant une précision de 97,47 %. Cette méthode a montré un fort potentiel pour le dépistage rapide des arythmies et autres anomalies cardiaques.

En 2020, Ahmed Alghamdi [14] a proposé un système de diagnostic assisté par ordinateur (CAD) pour détecter automatiquement l'infarctus du myocarde à partir des données ECG. Le système utilise deux variantes de transfert d'apprentissage appliquées au modèle VGG-Net pré-entraîné. Les résultats ont montré une précision de 99,02 % et 99,22 %, avec des sensibilités de 98,76 % et 99,15 %, et une spécificité de 99,17 % et 99,49 %, prouvant l'efficacité du modèle dans les environnements urbains intelligents.

La même année, Hisaki Makimoto [16] a utilisé un réseau de neurones convolutifs (CNN) à 6 couches pour détecter l'infarctus du myocarde à partir d'images ECG. En comparant le modèle aux diagnostics réalisés par 10 médecins, les résultats ont montré que le CNN surpassait les performances humaines, avec un score F1 moyen de 83 % et une précision de 81 %, contre 70 % et 67 % pour les médecins.

Toujours en 2020, Erika Hata, Chanjin Seo, Masafumi Nakayama, Kiyotaka Iwasaki, Takaaki Ohkawauchi et Jun Ohya [18] ont utilisé un ensemble de 45 478 enregistrements ECG et des CNN combinés à Grad-CAM pour classifier la sténose aortique. La méthode a atteint une précision de 81,8 %, comparable aux résultats obtenus via échocardiogrammes.

En 2021, Seemab Zakir [17] a étudié l'effet de l'augmentation des images ECG sur la performance des modèles de deep learning. Les résultats ont montré qu'une augmentation modérée pouvait améliorer la précision (jusqu'à 81,8 %), tandis qu'une augmentation excessive la dégradait (jusqu'à 76,4 %).

En 2022, Mohammed B. Abubaker et Bilal Babayiğit [10] ont proposé une méthode de détection des maladies cardiovasculaires utilisant SqueezeNet, AlexNet, une architecture CNN personnalisée, et plusieurs classifieurs (SVM, KNN, forêt aléatoire, Naïve Bayes). Le modèle CNN a atteint une précision de 98,23 %, et le Naïve Bayes a obtenu jusqu'à 99,79 %.

Toujours en 2022, Lotfi Mhamdi, Oussama Dammak, Imed Ben Dhaou et François Cottin [13] ont développé des modèles VGG16 et MobileNetV2 implémentés sur systèmes

## Chapitre 1 : Contexte médical du système cardiovasculaire

embarqués (Raspberry Pi), avec une précision de 95 %, réduite légèrement à 94 % et 90 % après déploiement sur dispositifs connectés.

En 2023, Sathvik Bhaskarpandit et al. [11] ont combiné la décomposition en valeurs singulières (SVD) avec un apprentissage de représentation profonde (DRL) pour détecter l'infarctus à partir d'images ECG à 12 dérivations. Leur modèle a atteint 100 % pour la classe infarctus, avec une précision globale de 99,03 %.

En 2024, B. S. Raghukumar et B. Naveen [12] ont extrait 10 caractéristiques visuelles d'images ECG et testé plusieurs classifieurs. Le Gradient Boosting (GBC) a atteint une précision de 88,79 %, prouvant la pertinence des approches visuelles pour le diagnostic.

Le tableau 1.2 suivant résume des méthodes en mettant l'accent sur la méthode et la base de données utilisées.

| Année | Auteur                    | Méthode             | Données ECG                | Précision        |
|-------|---------------------------|---------------------|----------------------------|------------------|
| 2019  | Wasimuddin [14]           | CNN                 | Images 2D ECG              | <b>97.47</b>     |
| 2020  | Alghamdi [13]             | VGG-Net (transfert) | Données brutes             | <b>99.22</b>     |
| 2020  | Makimoto [15]             | CNN 6 couches       | ECG brut                   | <b>81</b>        |
| 2020  | Erika Hata et al. [17]    | CNN + Grad-CAM      | 45 478 enregistrements ECG | <b>81.8</b>      |
| 2021  | Zakir [16]                | CNN + augmentation  | ECG images                 | <b>81.8</b>      |
| 2022  | Abubaker & Babayiğit [9]  | CNN, SVM, NB        | ECG images                 | <b>99.79(NB)</b> |
| 2022  | Mhamdi et al. [12]        | MobileNetV2, VGG16  | ECG images                 | <b>95</b>        |
| 2023  | Bhaskarpandit et al. [10] | SVD + DRL           | ECG 12 dérivations         | <b>100</b>       |
| 2024  | Raghukumar & Naveen [11]  | Gradient Boosting   | ECG visuels                | <b>88.79</b>     |

**Tableau.1.2:tableau de comparaison entre les travaux.**

### 6. Conclusion :

Ce chapitre a présenté les bases du système cardiovasculaire, en décrivant son anatomie, son fonctionnement électrique et les méthodes utilisées pour son diagnostic. L'ECG s'est imposé comme un outil essentiel, combinant simplicité et efficacité. Les autres techniques, bien que précises, restent moins accessibles.

Les récents progrès en intelligence artificielle, notamment le Deep Learning, montrent un potentiel important pour l'analyse automatique des ECG. Ces méthodes, que nous aborderons dans le chapitre suivant, pourraient améliorer la détection des maladies cardiaques.

Ainsi, ce chapitre a posé les bases physiologiques et techniques nécessaires pour comprendre l'apport des technologies intelligentes en cardiologie. Le chapitre 2 explorera plus en détail les algorithmes de machine Learning et leur application à l'ECG.

---

# Chapitre

---

# 2

# Intelligence Artificielle et Explicabilité

### 1. Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié le système cardiovasculaire, ses principales pathologies ainsi que le rôle fondamental de l'électrocardiogramme (ECG) dans le diagnostic des maladies cardiaques. Cette première partie a mis en évidence l'importance de l'ECG en tant qu'outil essentiel pour la détection des anomalies cardiaques et a souligné que la rapidité du diagnostic contribue significativement à une meilleure prise en charge des patients.

Dans ce second chapitre, nous nous intéressons à l'intelligence artificielle (IA), qui occupe aujourd'hui une place importante dans le domaine médical, notamment dans l'analyse et l'interprétation des signaux ECG. Nous commencerons par présenter les concepts de base de l'intelligence artificielle, en abordant ses principales catégories, telles que le machine Learning et le Deep Learning, ainsi que les réseaux de neurones, qui constituent le socle des systèmes d'IA actuels.

Par la suite, nous introduirons la notion d'intelligence artificielle explicable (XAI), qui vise à répondre aux limites des modèles d'IA souvent perçus comme des "boîtes noires". L'explicabilité permet en effet de comprendre et de justifier les décisions générées par ces modèles. Nous présenterons les objectifs de la XAI ainsi que les principales méthodes qui permettent de rendre les prédictions des systèmes d'intelligence artificielle plus transparentes et plus interprétables, en particulier dans le domaine médical.

### 2. Intelligence Artificielle

L'intelligence est un concept complexe englobant la capacité à percevoir, prédire l'avenir, planifier des actions pour atteindre des objectifs, apprendre et appliquer des connaissances de manière appropriée.

L'intelligence artificielle (IA) désigne un ensemble de techniques permettant aux machines d'effectuer des tâches et de résoudre des problèmes habituellement réservés aux humains telles que l'apprentissage, le raisonnement et la prise de décision. Elle repose sur des algorithmes avancés capables de traiter et d'analyser d'importants volumes de données pour résoudre des problèmes simple et complexes.[41]

### 2.1. Machine Learning

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est un domaine de recherche en informatique qui se concentre sur les méthodes permettant à un ordinateur d'apprendre à partir des données. [24]

Les types de ML sont :

#### 2.1.1. Apprentissage supervisé

Cette approche consiste à construire un modèle qui associe des données d'entraînement à des valeurs de sortie spécifiques appelées étiquettes. L'algorithme apprend en comparant sa sortie aux résultats attendus ajustant ses paramètres pour minimiser l'erreur. Il peut ensuite prédire des valeurs pour des données non étiquetées. Parmi les algorithmes couramment utilisés on trouve : Machines à Vecteurs de Support (SVM), les arbres de décision, KNN.[42]

#### 2.1.2. Apprentissage non supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé consiste à apprendre des structures ou des patterns dans des données sans sortie définie. Les ordinateurs identifient de manière autonome des similitudes et des distinctions entre les données, regroupant celles qui partagent des caractéristiques communes. C'est comparable à un enfant qui apprend à reconnaître un fruit en observant sa forme et sa couleur sans avoir besoin d'un adulte pour lui indiquer son nom. Parmi les algorithmes couramment utilisés on trouve : K-Means, Algorithme de regroupement hiérarchique.[42]

#### 2.1.3. Apprentissage par renforcement

Ce type d'apprentissage est utilisé dans des situations où les sorties exactes sont difficiles à déterminer. L'apprentissage par renforcement repose sur une évaluation qualitative des actions entreprises, et le système s'améliore par un processus d'essais et d'erreurs pour optimiser ses performances. Parmi les algorithmes couramment utilisés on trouve : Q-Learning , SARSA (State-Action-Reward-State-Action) .[42]

### 2.2. Deep learning

Le Deep Learning 'apprentissage profond' est une sous-branche de l'intelligence artificielle (IA) qui se concentre sur la simulation des comportements cognitifs humains à travers des

modèles informatiques avancés. Il repose sur des réseaux de neurones artificiels, conçus pour imiter le fonctionnement des neurones biologiques, permettant aux machines d'apprendre à partir de grandes quantités de données de manière autonome.

Ce type d'apprentissage se distingue par sa capacité à traiter et à classifier des données complexes, telles que des images, des voix et des textes, avec une précision croissante.[43]

### 2.2.1. Les réseaux de neurones

Dans la pratique, tous les algorithmes d'apprentissage profond reposent sur des réseaux neuronaux également appelés ANN (Artificiel Neural Networks), sont des modèles de traitement de l'information inspirés du fonctionnement du système nerveux biologique. Ils sont composés de neurones interconnectés et organisés en plusieurs couches qui permettent d'apprendre et de généraliser des connaissances à partir des données.[43]

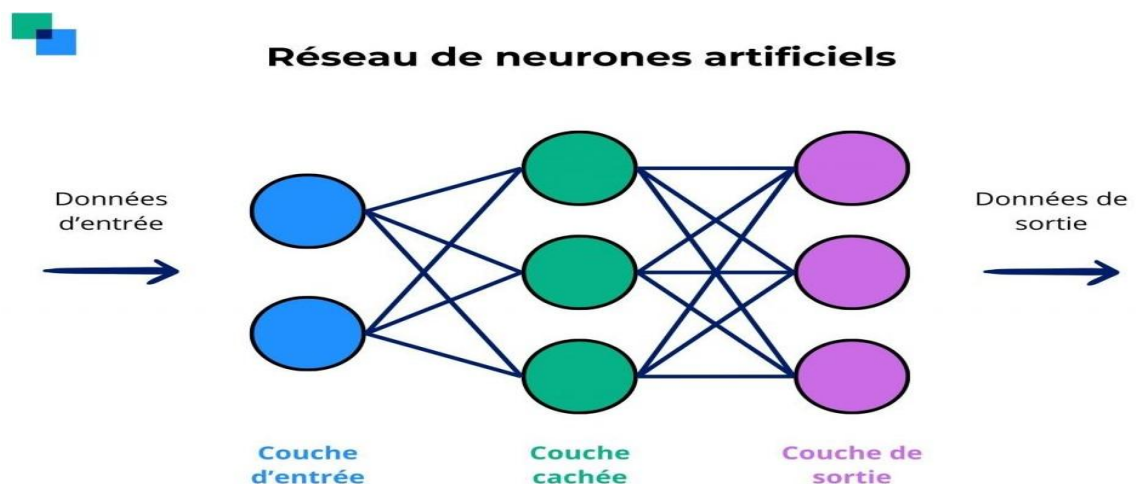
Il peut être défini par les éléments suivants :

- **La nature de ses entrées** ( $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ ) qui peuvent correspondre soit aux entrées du réseau, soit aux sorties d'autres neurones appartenant au même réseau.
- **La fonction d'entrée totale** représentant le prétraitement des données par une combinaison linéaire des entrées, formulée comme  $\sum w_i \cdot x_i + b$  où  $w_i$  désigne le poids synaptique associé à l'entrée  $i$ , et  $b$  correspond au biais (seuil d'activation).
- **La fonction d'activation**  $f$  qui détermine l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Cette fonction peut adopter différentes formes.
- **La fonction de sortie** qui génère la réponse du neurone en fonction de son état d'activation. [42]

#### 2.2.1.1. Les couches des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est généralement structuré en trois types de couches :

- **Couche d'entrée** : Elle comprend l'ensemble des variables d'entrée du réseau.
- **Couches cachées** : Situées entre la couche d'entrée et la couche de sortie, elles déterminent l'activité interne du réseau. Ces couches utilisent généralement des fonctions d'activation non linéaires.
- **Couche de sortie** : Composée des neurones de sortie, elle délivre les résultats finaux du réseau.[42]



### 2.2.11. Organisation en couches d'un réseau de neurones artificiel.[44]

Pour concevoir un réseau de neurones, quatre types de connexions entre les neurones doivent être établis : directe, récurrente, latérale et à délais.

Tous les réseaux de neurones utilisent la connexion directe pour acheminer l'information de l'entrée vers la sortie. La connexion récurrente permet d'acheminer l'information de la sortie des neurones des couches supérieures vers les entrées des neurones précédents. Les réseaux de neurones qui doivent choisir un neurone gagnant utilisent la connexion latérale pour établir une relation entre les neurones de sortie et la maintenir. Finalement, les problèmes temporels sont résolus par les modèles de réseaux dynamiques avec des connexions à délais.[42]

#### 2.2.1.2. Les types des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones se déclinent en plusieurs architectures, selon la nature du problème à résoudre. Voici les principales catégories :

##### ➤ **perceptron monocouche**

Perceptron monocouche est le modèle de réseau de neurones artificiels le plus simple conçu pour modéliser la perception visuelle. Il se compose uniquement de deux couches : une couche d'entrée et une couche de sortie. On apprend sur différentes méthodes existantes, avec une seule couche de poids ajustables reliant les cellules d'association aux cellules de décision.[42]

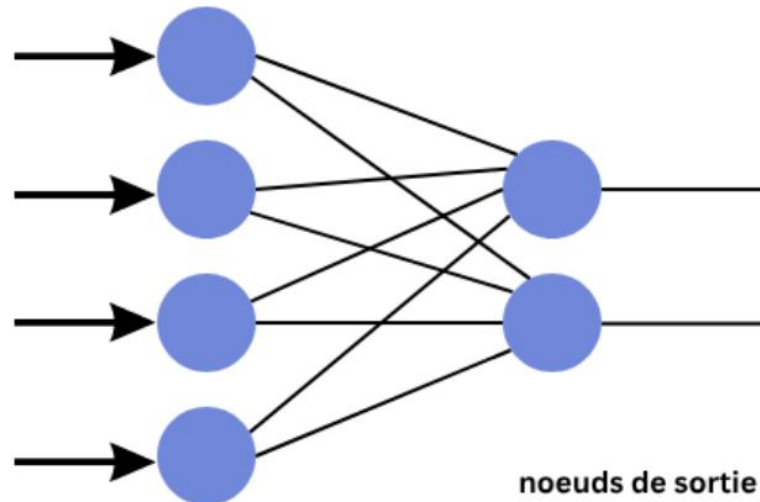
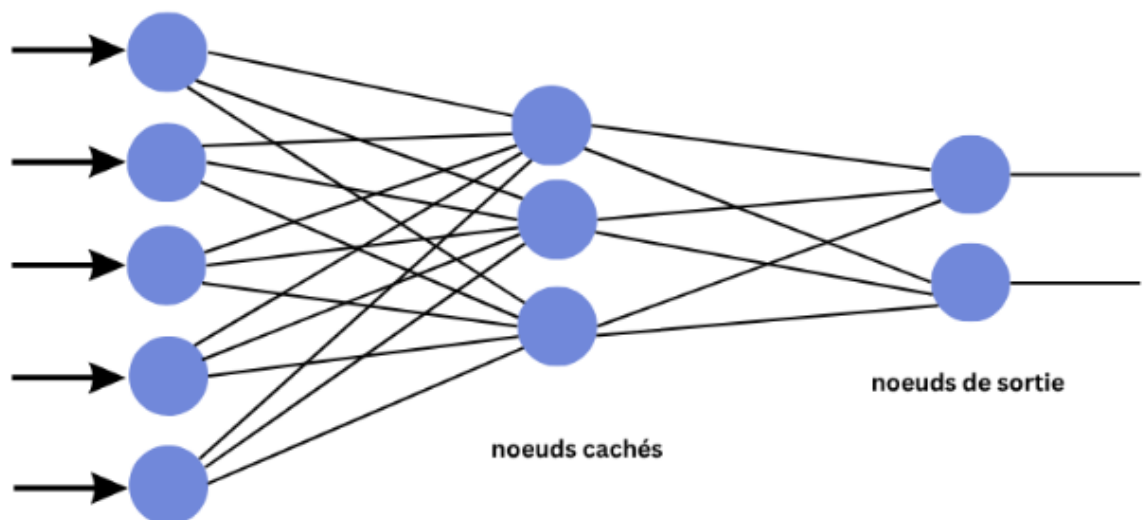


Figure 2.2.1.Perceptron monocouche [45]

➤ **Perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron : MLP)**

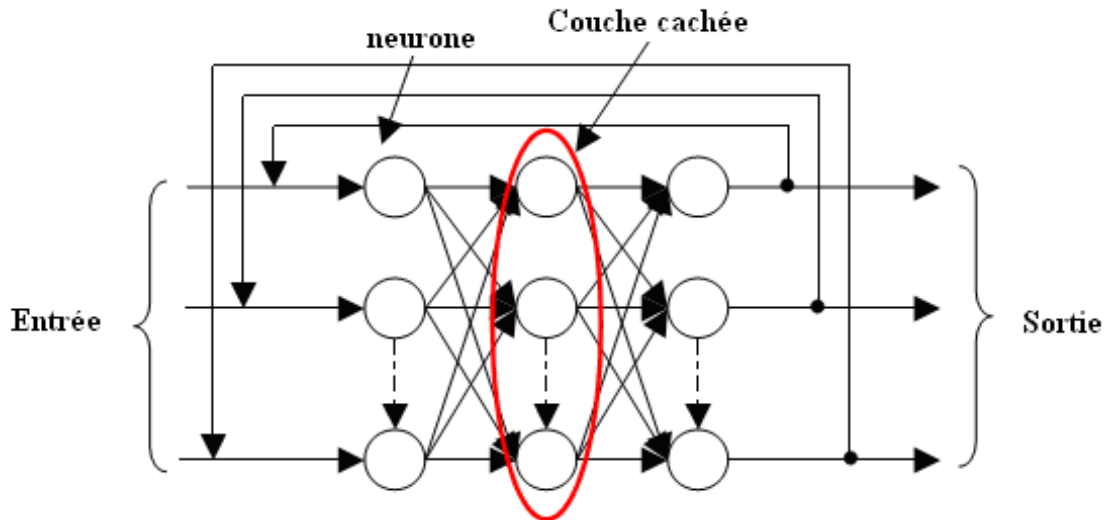
MLP est un type de réseau de neurones artificiel composé d'au moins trois couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Chaque couche cachée contient plusieurs neurones chacun appliquant une fonction d'activation non linéaire pour modéliser des relations complexes entre les données. L'information reçue par la couche d'entrée se propage de manière unidirectionnelle vers la couche de sortie( feedforward). La couche de sortie fournit le résultat final du réseau.[46]



2.2.1.Perceptron multicouche [45]

➤ **Les réseaux de neurones récurrents (RNNs)**

Les réseaux de neurones récurrents sont des architectures de neurones dotées de connexions récurrentes. Cela signifie qu'une sortie d'un neurone, qu'il soit dans la couche de sortie ou dans une couche cachée, peut servir d'entrée pour un neurone situé dans une couche précédente. Ces neurones interconnectés interagissent de manière non linéaire.



### 2.2.1. Réseaux de neurones récurrents [47]

Les RNNs fonctionnent de manière similaire au système nerveux car ils ont la capacité de mémoriser des informations et de prendre en compte un certain nombre d'itérations passées à un moment donné.

ces réseaux présentent certaines limitations, notamment en matière de mémorisation. En effet, ils ne peuvent conserver que des informations du passé proche tandis qu'au-delà d'une cinquantaine d'itérations, les données commencent à disparaître, un problème connu sous le nom de disparition du gradient. Cette difficulté complique l'entraînement des RNNs, ce qui a conduit au développement de méthodes plus efficaces comme les LSTM (*Long Short-Term Memory*), afin de rendre ces réseaux plus performants et plus faciles à entraîner.[46]

#### ➤ Les réseaux de mémoire à court et long terme LSTM

LSTM constitue une architecture avancée des réseaux de neurones récurrents qui ont été proposés en 1997 par Sepp Hochreiter et Jürgen Schmidhuber, ils intègrent des cellules mémoire qui servent d'intermédiaires pour stocker des informations importantes sur des périodes plus longues que les RNN classiques.

L'objectif principal du LSTM est de surmonter les limitations des RNN traditionnels, notamment l'explosion ou la disparition du gradient lors de l'apprentissage.[46]

### ➤ Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs CNN sont spécialement conçus pour traiter des données ayant une structure spatiale, comme les images. Ils partent du principe que les éléments proches dans l'entrée sont sémantiquement liés, ce qui permet de capturer efficacement les relations locales entre les pixels. Un CNN est constitué d'une séquence de couches, où chaque couche transforme un volume d'activations en un autre via une fonction différentiable.[43]

#### • Couches de CNN

Trois types de couches principales composent l'architecture d'un CNN :

##### ▪ La couche convolutive :

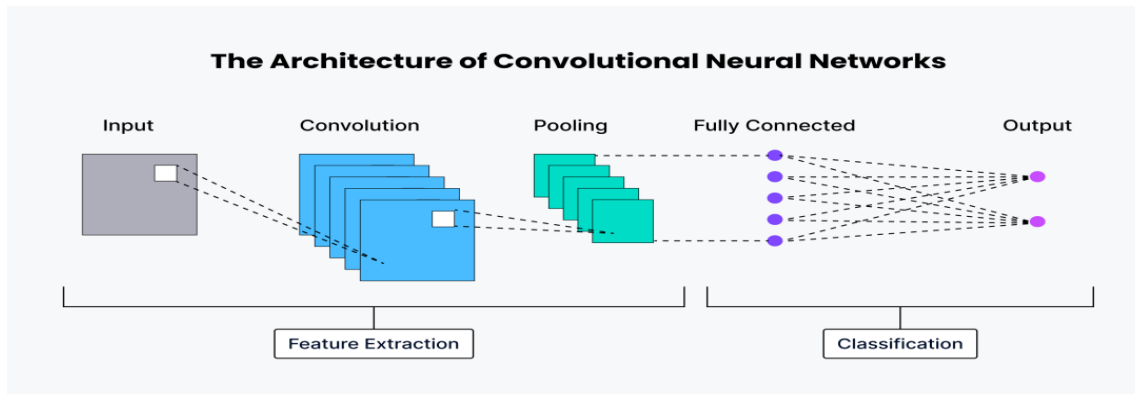
Cœur du réseau, elle effectue la majorité des calculs. Elle applique des filtres glissants sur les entrées pour extraire des caractéristiques locales comme les contours, les textures ou les motifs complexes. Chaque filtre produit une carte de caractéristiques reflétant l'intensité de cette caractéristique à différents endroits.

##### ▪ La couche de pooling :

Inserée périodiquement après les couches convolutives, elle réduit la taille spatiale des cartes de caractéristiques en regroupant les valeurs sur des sous-régions. Cela diminue le nombre de paramètres et la charge de calcul, limitant ainsi le risque de surapprentissage tout en conservant les caractéristiques essentielles.

##### ▪ La couche entièrement connectée

Située généralement en fin de réseau, elle relie chaque neurone à toutes les activations de la couche précédente. Cette couche agit comme un classificateur final, combinant les caractéristiques extraites par les couches précédentes pour produire une prédiction.[43]



### 2.2.1. Architecture de CNN [48]

- **La fonction d'activation**

Cela permet d'optimiser l'efficacité du traitement en intercalant entre les couches de traitement une couche qui va opérer une fonction mathématique (fonction d'activation) sur les signaux de sortie. Elle remplace donc toutes les valeurs négatives reçues en entrées par des zéros. Elle joue le rôle de fonction d'activation.

La fonction ReLU (Rectified Linear Unit ou Unité Linéaire Rectifiée) est définie par :  $F(x) = \max(0, x)$ . Cette fonction contraint les neurones à produire uniquement des valeurs positives. Ainsi, la couche de correction ReLU élimine toutes les valeurs négatives en entrée en les remplaçant par des zéros, remplissant ainsi la fonction d'activation.[42]

- **Exemples d'architectures CNN**

Il existe plusieurs architectures de réseaux de neurones convolutifs, leur utilisation est relative au contexte. Ces architectures font souvent leurs preuves dans des défis d'apprentissage profond qui les rendent par la suite populaires et très utilisés. Voici notamment quelques-unes d'entre elles :

- **LeNet**

Est l'une des premières architectures de CNN développées. Elle se compose de sept couches de neurones : trois couches de convolution, une couche de pooling, une couche de normalisation, une couche fully-connected et une couche de classification. LeNet a été formé sur diverses tâches de vision par ordinateur, telles que la classification d'images, la détection d'objets et la reconnaissance de chiffres manuscrits. Elle a également été utilisée pour d'autres applications d'apprentissage automatique, comme la classification de texte et de signaux audio.[42][40]

- **AlexNet**

Est constitué de cinq couches de convolution et de trois couches fully-connected. Cette architecture utilise des techniques d'apprentissage profond, notamment des couches de pooling, du dropout et de la normalisation récurrente.[40]

- **GoogleNet :**

Cette architecture a remporté la compétition ImageNet ILSVRC en 2014. Elle a été développée par Szegedy et al. (2015) au sein du département de recherche de Google. Les résultats obtenus ont considérablement réduit la marge d'erreur par rapport aux performances des versions précédentes du concours et à celles de son principal concurrent. Cela a été réalisé grâce à l'utilisation de sous-réseaux appelés « modules Inception » qui permettent d'approfondir le réseau.[42]

- **VGGNet**

Regroupe une série de modèles de réseaux de neurones convolutifs très profonds (19 couches) développés par le Visual Geometry Group (VGG) à l'Université d'Oxford. Les modèles VGGNet incluent 16 (VGG-16) ou 19 (VGG-19) couches de convolution et de pooling, suivies de trois ou quatre couches fully-connected. Dans certaines versions, les couches de pooling sont remplacées par des convolutions strided.[40]

- **ResNet**

Est une architecture de réseau de neurones profonds qui a révolutionné l'apprentissage profond en introduisant des connexions résiduelles (*skip connections*). Ces connexions permettent de contourner certaines couches en ajoutant directement l'entrée d'un bloc à sa sortie, ce qui facilite la propagation du gradient et résout le problème du *vanishing gradient*. Grâce à cette approche, ResNet permet d'entraîner des réseaux très profonds (jusqu'à 152 couches) tout en maintenant de bonnes performances. L'architecture repose sur des blocs résiduels composés de convolutions, de normalisation par lots (*batch normalisation*) et de la fonction d'activation ReLU. Dans ses versions avancées, comme ResNet-50 et au-delà, des blocs *bottleneck* sont utilisés pour optimiser l'apprentissage tout en réduisant la complexité computationnelle. ResNet a démontré des performances exceptionnelles sur des tâches de classification d'images.[42][40]

### 2.3. Apprentissage par transfert

L'entraînement d'un réseau de neurones convolutifs nécessite souvent une puissance de calcul considérable. Plus le nombre de couches est élevé, plus le nombre de paramètres à optimiser augmente. Cependant, une solution existe pour améliorer cette phase et réduire le temps d'apprentissage : l'apprentissage par transfert, ou Transfer Learning. Cette méthode permet d'effectuer du Deep Learning sans nécessiter un mois de calcul. Son principe repose sur le transfert des connaissances acquises par un réseau lors de la résolution d'un problème afin de traiter un problème similaire. L'apprentissage par transfert aide également à prévenir le surapprentissage. Lorsque les données disponibles sont limitées, il est déconseillé de former le réseau de neurones depuis le début.[41]

De nombreuses approches de Transfer Learning existent, et il est généralement possible d'exploiter un réseau de neurones pré-entraîné de différentes manières :

#### ➤ **Fine Tuning Total**

Dans cette approche, la dernière couche entièrement connectée du réseau pré-entraîné est remplacée par un classificateur adapté au nouveau problème, initialisé de manière aléatoire. Toutes les couches sont ensuite entraînées sur de nouvelles images. Le fine tuning total doit être utilisé avec une grande quantité de nouvelles images pour éviter le surapprentissage. Cette méthode permet un apprentissage plus rapide, car elle utilise les paramètres du réseau pré-entraîné plutôt que des choix aléatoires.[41]

#### ➤ **Extraction des Caractéristiques**

Cette méthode consiste à utiliser les caractéristiques apprises par le réseau pré-entraîné pour représenter les images du nouveau problème. La dernière couche entièrement connectée est également retirée, tandis que tous les autres paramètres sont fixés. Ce réseau tronqué va ainsi calculer la représentation de chaque image en entrée à partir des caractéristiques déjà apprises lors du pré-entraînement. On entraîne alors un classifieur initialisé aléatoirement sur ces représentations pour résoudre le nouveau problème. Cette approche est recommandée lorsque les nouvelles images sont peu nombreuses et similaires à celles du pré-entraînement, ce qui aide à éviter le surapprentissage et permet d'utiliser les mêmes caractéristiques pour la représentation.[41]

### ➤ Fine Tuning Partiel

Le fine tuning partiel combine les deux méthodes précédentes. La dernière couche entièrement connectée est retirée et remplacée par un classificateur initialisé aléatoirement. Certains paramètres de certaines couches du réseau pré-entraîné sont fixés. L'entraînement se concentre donc sur le classificateur et les couches non fixées, généralement les couches supérieures du réseau. Cette méthode est adaptée lorsque la nouvelle collection d'images est petite mais très différente de celles du pré-entraînement. Comme les couches basses sont simples et génériques, les fixer ne pose donc pas de problème.[41]

### 3. Intelligence Artificielle explicable

L'intelligence artificielle (IA) est une discipline ancienne en informatique, mais l'essor du Deep Learning au cours de la dernière décennie l'a rendue particulièrement populaire. Toutefois, ce succès s'accompagne d'un défi majeur : les modèles les plus performants sont souvent opaques et difficiles à interpréter, ce qui limite la confiance et l'acceptation de l'IA.

Le manque de transparence des modèles en boîte noire pose des problèmes éthiques et légaux, en particulier avec des réglementations comme le RGPD et dans des domaines critiques tels que la santé.

Pour pallier ces limites, la DARPA a introduit le concept d'IA explicable (XAI), qui vise à rendre les algorithmes plus transparents, interprétables et éthiques, offrant des justifications compréhensibles pour les décisions prises. XAI transforme l'IA de "boîte noire" en "boîte blanche", permettant ainsi une meilleure adoption et fiabilité des systèmes d'IA.[42]

#### 3.1. Les objectifs principaux du XAI

Parmi les objectifs essentiels de l'IA explicable, on retrouve :

- **La fiabilité :** La fiabilité désigne la confiance que les utilisateurs accordent aux résultats du système, en s'assurant qu'ils reposent sur des processus transparents et justifiables. Elle se définit aussi comme la capacité d'un modèle à fonctionner comme prévu face à un problème donné. Bien que considérée comme un objectif essentiel par la majorité des chercheurs, il reste difficile de quantifier précisément le degré de confiance.[43]

- **La causalité :** La causalité concerne la capacité d'un système d'IA à identifier et expliquer les relations de cause à effet entre les variables influençant ses décisions. Un modèle explicable doit être en mesure de répondre à des questions telles que : *Qu'est-ce qui a causé cette décision ? Quels facteurs ont contribué à ce résultat ?* ou encore *Que se passerait-il si l'on modifiait certaines caractéristiques ?* Prouver ces relations causales est fondamental pour garantir une meilleure compréhension du fonctionnement des modèles.[43]
- **La transférabilité :** La transférabilité d'un modèle fait référence à sa capacité à appliquer ses connaissances dans de nouveaux contextes ou domaines. L'explicabilité joue un rôle clé en facilitant la compréhension des mécanismes internes du modèle, permettant ainsi une meilleure adaptation à d'autres environnements. Une technique XAI qui peut démontrer un bon niveau de transférabilité est souvent considérée comme robuste, car elle peut s'adapter à des variations dans les données ou dans les conditions d'utilisation.[43]
- **Informativité :** L'un des objectifs majeurs des modèles d'IA est de soutenir la prise de décision. Pour cela, il est essentiel qu'un modèle explicable fournisse des informations pertinentes sur le problème qu'il traite afin d'éviter les erreurs d'interprétation. La plupart des techniques d'explicabilité visent à extraire ces informations pour offrir une vision plus claire des relations internes du modèle. Cette capacité à rendre explicites les processus décisionnels constitue l'un des arguments les plus fréquemment avancés en faveur de l'explicabilité.[43]
- **La confiance :** La confiance dans un modèle repose sur sa robustesse, sa stabilité et la cohérence de ses résultats. Un modèle explicable doit permettre aux utilisateurs d'évaluer son niveau de fiabilité en fournissant des indications claires sur la validité de ses prédictions. La stabilité est essentielle pour comprendre un modèle. On ne devrait pas utiliser des modèles instables pour faire des interprétations fiables. Ainsi, un modèle clair doit donner des informations sur la confiance de son propre fonctionnement.[43]
- **L'équité :** L'un des enjeux majeurs de l'explicabilité est la détection et la correction des biais dans les modèles d'IA. Un modèle explicable doit permettre d'analyser les relations entre les variables afin d'identifier d'éventuelles discriminations. Avec l'essor des algorithmes dans des domaines ayant un impact direct sur la société, tels que la finance ou la santé, garantir l'équité des décisions prises devient une nécessité

éthique. Plusieurs chercheurs considèrent donc l'explicabilité comme un outil essentiel pour assurer la transparence et l'équité des modèles. [43]

### 3.2. Approches et méthodes d'explicabilité XAI

Les méthodes d'explicabilité en intelligence artificielle se divisent en deux grandes catégories, selon le moment où les explications sont données. . La première catégorie concerne les approches qui favorisent la transparence du modèle dès sa conception, permettant ainsi une compréhension directe de son fonctionnement interne. La seconde catégorie regroupe les méthodes post-entraînement, qui visent à expliquer les décisions du modèle sans modifier sa structure, particulièrement utile pour les modèles complexes et peu interprétables.

#### 3.2.1. Les modèles transparents (Ante-hoc)

Les méthodes transparentes sont des modèles d'intelligence artificielle conçus pour être naturellement explicables grâce à leur structure simple et transparente. Ces modèles permettent de comprendre directement comment les décisions sont prises, sans nécessiter d'outils supplémentaires pour l'interprétation. Ces modèles se présentent comme suit :

- **Régression Linéaire et Logistique :** La régression logistique est un modèle de classification binaire, tandis que la régression linéaire s'applique aux variables continues. Bien que basés sur une relation linéaire rigide entre prédicteurs et réponse, ces modèles sont transparents car leurs paramètres et calculs restent interprétables. Cependant, pour des publics non experts, des techniques d'explication post-hoc comme la visualisation peuvent être nécessaires.
- **Arbres de Décision :** Ils sont naturellement transparents et largement utilisés en prise de décision. Cependant, des arbres trop complexes nécessitent une simplification ou une segmentation pour rester compréhensibles. Les ensembles d'arbres (ex. : Random Forest) perdent cette transparence et nécessitent des techniques post-hoc d'explication.
- **K-Nearest Neighbors (KNN) :** KNN est un modèle basé sur la similarité entre données. Son interprétabilité vient du fait qu'il fonctionne comme un raisonnement humain basé sur des cas précédents. Cependant, la lisibilité du modèle dépend de la complexité de la fonction de distance et du nombre de voisins K. Une augmentation de K ou l'utilisation de métriques complexes peut réduire sa transparence.
- **Apprentissage Basé sur les Règles :** Ces modèles utilisent des règles "if-then" pour classifier ou prédire des résultats. Ils sont hautement interprétables, mais la taille et la spécificité du jeu de règles influencent leur transparence. Un nombre excessif de

règles peut rendre l'interprétation difficile, nécessitant des techniques de simplification.

- **Modèles Additifs Généralisés (GAM) :** Les GAM sont des modèles où la sortie est une somme de fonctions lisses des variables explicatives. Ils sont largement utilisés en finance, environnement, santé et biologie pour leur capacité à révéler l'influence des variables. Leur transparence dépend des fonctions de lissage et des interactions entre prédicteurs. Des techniques de visualisation aident à rendre ces modèles plus accessibles aux utilisateurs.
- **Les modèles bayésiens :** sont des modèles graphiques probabilistes dirigés, où les liens représentent les dépendances conditionnelles entre les variables. Par exemple, un réseau bayésien peut modéliser les relations entre maladies et symptômes pour estimer la probabilité de différentes maladies en fonction des symptômes observés.[43]

### 3.2.2. Les modèles Post-hoc

L'explicabilité post-hoc vise à rendre intelligibles les modèles complexes en s'appuyant sur diverses approches, telles que les explications textuelles, visuelles, locales ou par simplification. Ces méthodes permettent d'interpréter les décisions des systèmes d'IA.

#### 3.2.2.1. Les approche des modèles Post-hoc

Pour proposer une classification exhaustive des techniques XAI, une analyse approfondie de la littérature a été réalisée. Il en ressort quatre grandes catégories d'approches :

- **Approche basée sur le modèle**

L'approche basée sur le modèle en XAI classe les techniques d'explicabilité en fonction du type de modèle d'apprentissage auquel elles s'appliquent. Elle distingue deux grandes catégories de méthodes :

- **Méthodes spécifiques au modèle**

Ces techniques sont conçues pour expliquer un type précis de modèle d'apprentissage, en exploitant sa structure et ses caractéristiques internes. Les méthodes spécifiques au modèle offrent souvent des performances optimales, car elles exploitent les caractéristiques

fonctionnelles de la classe de modèles concernée. Toutefois, leur portée reste limitée, car elles sont conçues pour un type précis de modèle et manquent de flexibilité pour s'adapter à d'autres architectures.

- **Méthodes agnostiques au modèle :**

Ces méthodes peuvent être appliquées à n'importe quel modèle d'apprentissage, indépendamment de son architecture. Elles ne nécessitent pas d'accéder aux paramètres internes du modèle et reposent sur des techniques comme la simplification ou l'analyse des sorties. Elles sont plus flexibles mais peuvent être moins précises et plus coûteuses en calcul.[43]

- **Approche basée sur la granularité**

Une autre manière de classer les méthodes d'intelligence artificielle explicable concerne le niveau de détail des explications, qu'on appelle la granularité. D'après Ribeiro et al., on distingue deux grands types d'explications :

- **Explications globales**

Elles donnent une vue d'ensemble sur le fonctionnement général du modèle. Elles sont utiles pour comprendre quelles caractéristiques ont le plus d'influence sur les prédictions à l'échelle de l'ensemble des données.. Par exemple, évaluer le comportement général dans des situations comme le changement climatique ou l'utilisation des médicaments est plus utile que d'expliquer chaque détail des modèles possibles.

- **Explications locales**

Elles permettent d'expliquer une décision précise du modèle, pour un cas particulier. Cela peut être très utile quand on veut savoir pourquoi le modèle a fait une certaine prédiction pour une seule personne niveau individuel. Ces explications sont importantes surtout si le modèle peut réagir différemment selon les combinaisons d'entrées.[43]

- **Approche basée sur le fonctionnement**

L'approche basée sur le fonctionnement pour classifier les méthodes d'explicabilité repose sur le principe d'analyser la manière dont une méthode extrait l'information du modèle .Samek et

Müller (2019) ont proposé trois grandes catégories basées sur le fonctionnement, et Arrieta et ses collègues (2020) en ont ajouté deux autres. En tout, on retrouve cinq catégories principales :

- **Explicabilité basée sur les perturbations locales**

Dans cette catégorie, l'idée est de perturber légèrement les entrées du modèle (par exemple en modifiant un pixel sur une image ou en changeant légèrement une valeur d'une variable) pour voir comment la prédiction change. Cela permet d'identifier quelles caractéristiques sont importantes pour la décision du modèle.

- **Explicabilité par exploitation des structures**

Les méthodes de cette catégorie utilisent des caractéristiques spécifiques des modèles d'apprentissage automatique pour créer l'explication. Dans les DNN, une façon courante d'utiliser la structure est d'observer les gradients ; ces derniers sont une généralisation multi variée des dérivées, ils montrent à quel point chaque valeur d'entrée est importante. Ces méthodes d'explicabilité donnent souvent des résultats sur l'importance des caractéristiques, comme celles qui utilisent des perturbations locales.

- **Explicabilité basée sur les méta-explications**

Les méthodes d'explicabilité de cette classe ne s'appliquent pas directement à un modèle d'apprentissage automatique, mais aux explications de ce modèle, produites par d'autres techniques d'explicabilité. Ces explications sont rassemblées et comparées entre-elles, pour donner une meilleure explication que chacune des méthodes prises séparément. Encore une fois, ces méthodes aboutissent souvent à des attributions d'importance des caractéristiques en entrée. On peut spécifier que les méta-explications ne peuvent pas être considérées comme un mode de fonctionnement, mais plutôt comme un résultat, car il faut les créer. Cependant, puisque la formation des méta-explications aboutit souvent à l'attribution de l'importance à certaines caractéristiques, cette méthode a été considérée comme une approche fonctionnelle pour mieux faire la distinction.

- **Explicabilité basée sur la modification de l'architecture**

Ces méthodes cherchent à simplifier la structure de modèles complexes, par exemple en remplaçant des couches de convolution par des couches de max-pooling dans les réseaux de neurones afin de faciliter l'explication. Modifier l'architecture peut rendre les explications apportées par d'autres méthodes d'explicabilité plus claires, ou même aboutir à des modèles explicables ante-hoc.

- **Explicabilité basée sur les exemples**

Cette démarche repose sur l'extraction d'exemples de données qui se rapportent au résultat généré par un modèle, permettant ainsi de mieux comprendre le modèle lui-même. De la même manière que les humains se comportent lorsqu'ils tentent d'expliquer un processus donné, les explications par exemple sont principalement centrées sur l'extraction d'exemples représentatifs, qui saisissent les relations internes et les corrélations trouvées par le modèle analysé. [44]

- **Approche basée sur les résultats**

L'approche basée sur les résultats consiste à classer les méthodes d'explicabilité non pas en fonction de leur mode de fonctionnement, mais plutôt selon le type de résultat qu'elles produisent. Autrement dit, ce qui compte ici, ce n'est pas *comment* une méthode fonctionne, mais *ce qu'elle fournit* comme explication. La taxonomie proposée par McDermid et al. (2020) suit majoritairement cette logique et identifie trois grandes classes de résultats :

- **Explicabilité basée sur l'Importance des Caractéristiques**

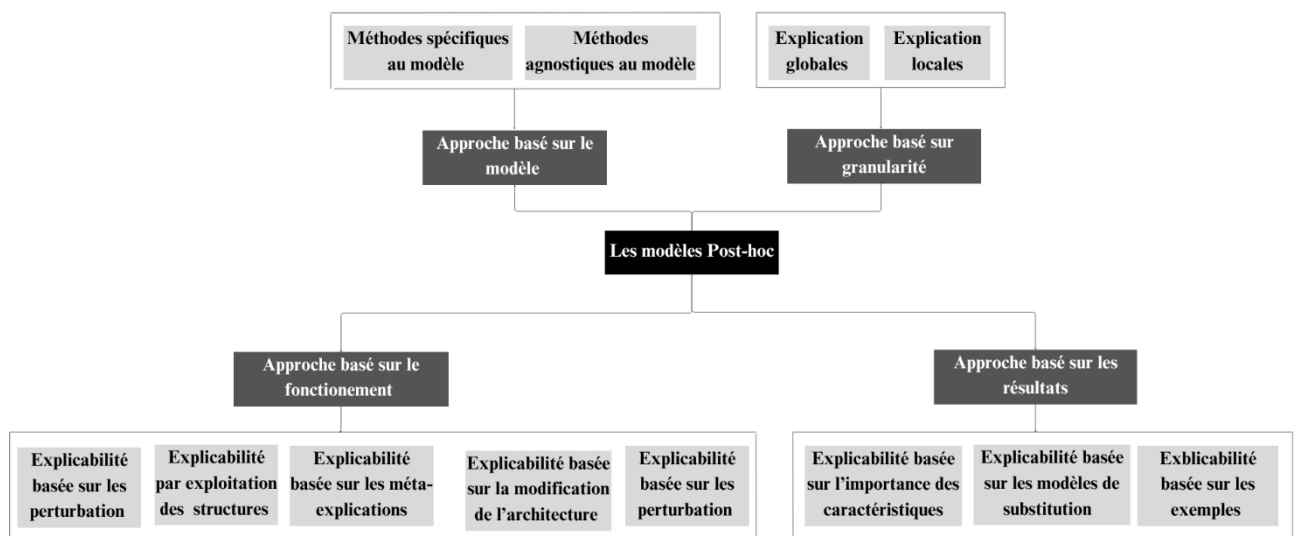
Où les méthodes visent à déterminer l'impact de chaque caractéristique d'entrée sur la prédiction du modèle. Cela permet de savoir quels éléments ont été les plus influents dans la décision du modèle. Par exemple, en analyse d'images médicales, ces méthodes peuvent indiquer quels pixels d'une image ont joué un rôle clé dans le diagnostic.

- **Explicabilité basée sur les Modèles de Substitution**

Ces méthodes consistent à construire un modèle simplifié, compréhensible a priori (*ante-hoc*), qui approxime tout ou partie du comportement du modèle complexe d'origine. La création de ces modèles de substitution peut se faire de différentes manières, par exemple en perturbant localement les entrées du modèle original ou en exploitant sa structure interne. Ainsi, les modèles de substitution peuvent résulter de plusieurs principes de fonctionnement.

- **Explicabilité basée sur les Exemples**

Ces méthodes extraient ou génèrent des exemples spécifiques de données qui illustrent de manière pertinente le comportement du modèle. En montrant des exemples de données qui entraînent des décisions clés du modèle, elles permettent de comprendre le processus de décision du modèle de manière plus tangible. Par exemple, dans le cas de classification d'images, les méthodes peuvent extraire des images qui sont les plus influentes pour une classe donnée.[44]



### 0.6. Les approches des modèles Post-hoc

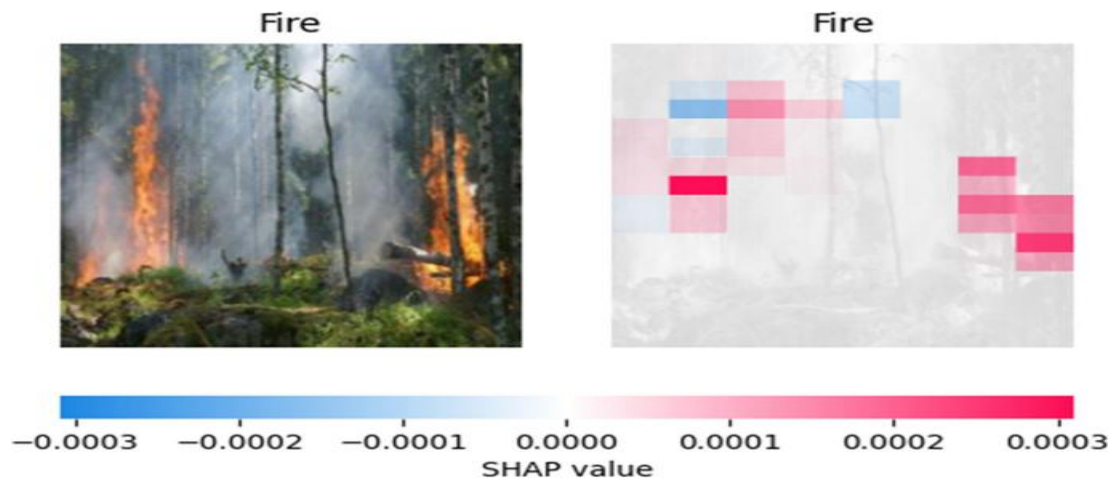
#### 3.2.2.2. Méthodes post-hoc

Les méthodes post-hoc d'explicabilité s'appliquent après l'entraînement d'un modèle, en particulier sur des modèles complexes et non interprétables par nature comme les réseaux de neurones ou les modèles d'ensemble. Ces techniques visent à fournir des explications sur le fonctionnement interne des modèles ou sur leurs décisions sans modifier leur structure.

#### ➤ SHAP

SHAP est une méthode d'IA explicable qui utilise les principes de la théorie des jeux coopératifs pour aider à expliquer les performances des modèles d'apprentissage automatique ou d'apprentissage profond. Elle fournit une vue complète de la manière dont chaque caractéristique ou variable d'entrée contribue à la prédiction du modèle pour une instance particulière. La visualisation affiche les valeurs SHAP, qui représentent la contribution marginale moyenne de chaque caractéristique à la prédiction sur toutes les combinaisons de caractéristiques possibles. Cela permet aux utilisateurs de comprendre l'importance relative

des différentes caractéristiques dans le processus de prise de décision du modèle et d'identifier les biais ou anomalies potentiels. Contrairement aux méthodes traditionnelles d'interprétation de l'importance des caractéristiques dans les modèles d'apprentissage automatique, SHAP présente l'avantage supplémentaire de déterminer si chaque caractéristique d'entrée contribue positivement ou négativement.[45]

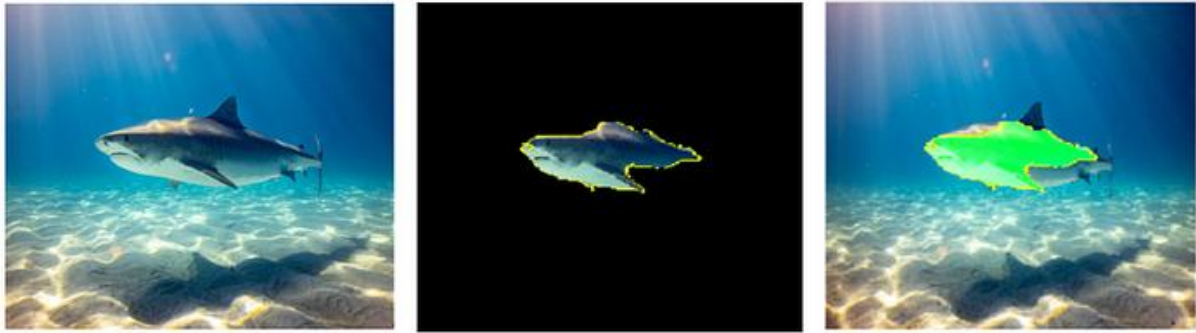


### 0.7. Expliquer des images en utilisant SHAP [45]

#### ➤ LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations)

LIME est une technique très populaire pour interpréter les prédictions des modèles dits boîtes noires. Il utilise un modèle local de substitution. Comme son nom l'indique, il fournit une explication locale : il considère un sous-ensemble de données pour approximer l'explication d'une prédiction, c'est-à-dire qu'il se concentre sur un cas individuel d'entrée et de sortie du modèle.

LIME explique la prédiction d'un modèle pour une entrée donnée en modifiant légèrement cette entrée afin d'observer l'impact de ces changements sur la sortie du modèle. Cela permet d'évaluer l'importance relative des différentes parties de l'entrée.[46]



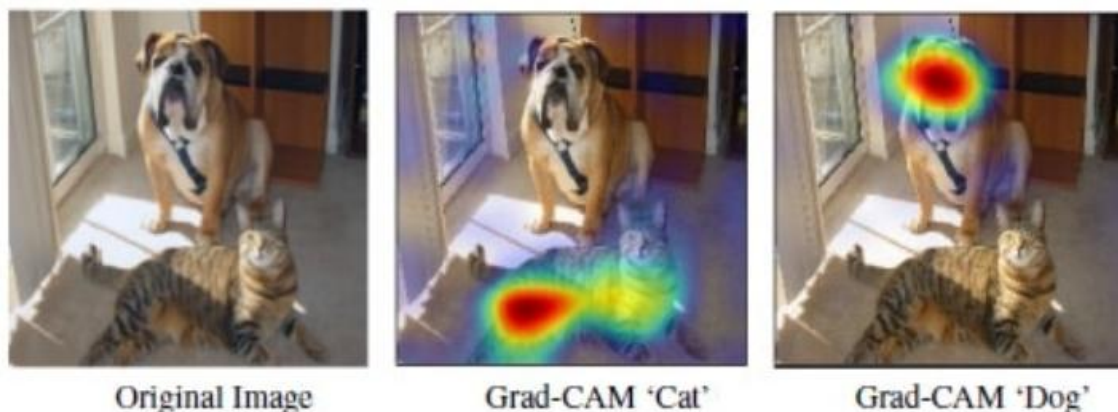
### 0.8. Expliquer des images en utilisant LIME [47].

#### ➤ Grad-CAM

La méthode Grad-CAM (Class Activation Mapping pondéré par le gradient) génère une carte thermique qui met en évidence les zones clés d'une image en se basant sur les gradients associés à la classe cible au niveau de la dernière couche convolutive.

Grad-CAM est une technique de visualisation largement utilisée pour interpréter les décisions de classification prises par un réseau neuronal convolutif. Elle est spécifique à chaque classe, ce qui signifie qu'elle peut produire une carte différente pour chaque classe détectée dans l'image.

En cas d'erreur de classification, cette méthode peut s'avérer être très utile afin de comprendre où se trouve le problème dans le réseau convolutif. Cela permet aussi d'être plus transparent sur l'algorithme.[48]



### 0.9. Expliquer des images en utilisant Grad-CAM [39].

### 4. Conclusion

L'intelligence artificielle a révolutionné de nombreux domaines en offrant des solutions performantes, capables d'apprendre à partir de grandes quantités de données. Cependant, cette puissance algorithmique s'accompagne d'un manque de transparence, notamment dans les modèles dits "boîtes noires" comme les réseaux de neurones profonds. C'est dans ce contexte que l'Intelligence Artificielle Explicable (XAI) prend tout son sens.

XAI vise à rendre les décisions des modèles d'IA plus compréhensibles pour les utilisateurs humains, renforçant ainsi la confiance, la responsabilité et la prise de décision éclairée, notamment dans des domaines sensibles comme la santé.

En somme, l'intégration de XAI constitue une avancée essentielle vers des systèmes d'IA plus transparents, éthiques et adaptés aux exigences des applications critiques. Elle ouvre la voie à une intelligence artificielle non seulement performante, mais également digne de confiance et véritablement au service de l'humain.

---

**Chapitre**

---

**3**

**Méthodologie**

### 1. Introduction

Dans le contexte de la médecine moderne, l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans le diagnostic des pathologies cardiovasculaires représente une avancée significative. Après avoir abordé les aspects médicaux des maladies cardiaques et les fondements théoriques de l'IA dans les chapitres précédents, notre approche vise à développer un système automatisé d'aide au diagnostic, capable d'analyser avec précision des images ECG à l'aide de techniques de Deep Learning.

Ce système ne se limite pas à classifier les images selon la pathologie détectée : il intègre également une dimension explicative, en s'appuyant sur des méthodes d'intelligence artificielle explicable (XAI). Ces techniques permettent de visualiser les zones de l'image qui ont le plus influencé la prédiction du modèle, offrant ainsi aux professionnels de santé une meilleure compréhension des résultats et renforçant leur confiance dans le système.

Ce chapitre détaille la méthodologie adoptée pour concevoir et mettre en œuvre ce système intelligent. Nous présentons les étapes clés du traitement des données, la conception des architectures de Deep Learning, l'évaluation des performances, ainsi que le développement d'une interface utilisateur fonctionnelle. L'aspect explicatif y occupe une place essentielle, afin de garantir la transparence et l'interprétabilité indispensables dans un contexte médical.

### 2. Présentation générale de la méthodologie

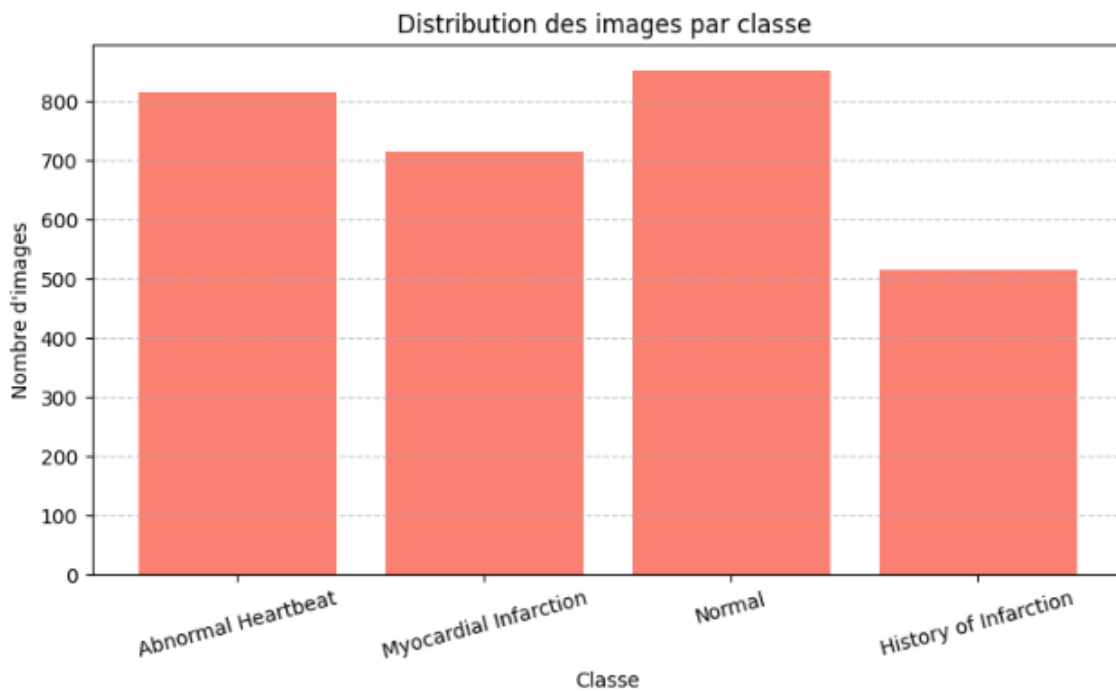
Dans cette partie, nous présentons les différentes étapes suivies pour le développement du système de détection des pathologies cardiovasculaires à partir d'images ECG. Le travail a été organisé de manière progressive, en partant de l'exploration des données jusqu'à la mise en place d'une interface fonctionnelle pour les médecins comme il est présenté dans cette figure :



#### 0.1. Présentation générale de la méthodologie

### 2.1. Description de la base de données ECG

Le jeu de données utilisé dans notre projet nommé «**National Heart Foundation 2023 ECG Dataset** » publié en 2023 par la Fondation nationale du cœur du Bangladesh regroupe **2898 images ECG** (électrocardiogrammes) issues de cas réels , diviser en quatre catégorie :**Rythmes cardiaques anormaux** de 814 images , **Patients victimes d'un infarctus du myocarde** de 716 images, **personnes normales** de 815 et **Antécédents d'infarctus** de 516. Le graphe suivant illustrant la distribution des images dans la base de données :



**Figure 3.2. Distribution des images dans la base de données**

- **Rythmes cardiaques anormaux**

Cette catégorie contient 814 des images ECG de patients présentant des irrégularités cardiaques comme (Fibrillation auriculaire, Tachycardie, Bradycardie, Extrasystoles, autres arythmies). Ces images sont utiles pour détecter automatiquement des troubles du rythme cardiaque.

- **Patients victimes d'un infarctus du myocarde :**

Cette catégorie comprend 716 images ECG obtenues chez des patients ayant reçu un diagnostic d'infarctus du myocarde (crise cardiaque). Ces images montrent généralement des modifications caractéristiques de l'onde ECG, telles qu'une sus-décalage ou un sous-décalage

du segment ST, une inversion de l'onde T ou des ondes Q pathologiques, révélatrices d'une atteinte myocardique [49].

- **Personnes normales**

Cette catégorie comprend 852 images qui représentent les ECG de personnes ne présentant aucune anomalie cardiaque apparente. Les tracés ECG de ces personnes servent de référence ou de base pour la comparaison avec les valeurs anormales et identifier les écarts dans les autres cas [49].

- **Antécédents d'infarctus**

Cette catégorie comprend 516 des images ECG de patients ayant des antécédents d'infarctus du myocarde. Ces images peuvent présenter des modifications persistantes, signe d'une atteinte myocardique antérieure, ou des profils évolutifs reflétant une surveillance cardiaque continue ou des évaluations de suivi.[49]

### 2.2. Prétraitement des images ECG

Avant de pouvoir utiliser l'intelligence artificielle pour détecter des maladies à partir d'images ECG, il faut d'abord bien préparer ces images. En effet, les ECG bruts peuvent contenir des bordures inutiles, des annotations ou encore être de tailles différentes. Ces éléments peuvent gêner l'analyse automatique. Le but du prétraitement est donc de nettoyer les images, de se concentrer uniquement sur le signal important du cœur, et de rendre toutes les images cohérentes entre elles. Cela permet au modèle de mieux apprendre et de donner de meilleurs résultats par la suite.

Cette section décrit les différentes étapes appliquées pour nettoyer, normaliser, équilibrer et organiser les images ECG avant leur utilisation dans un modèle de Deep Learning.

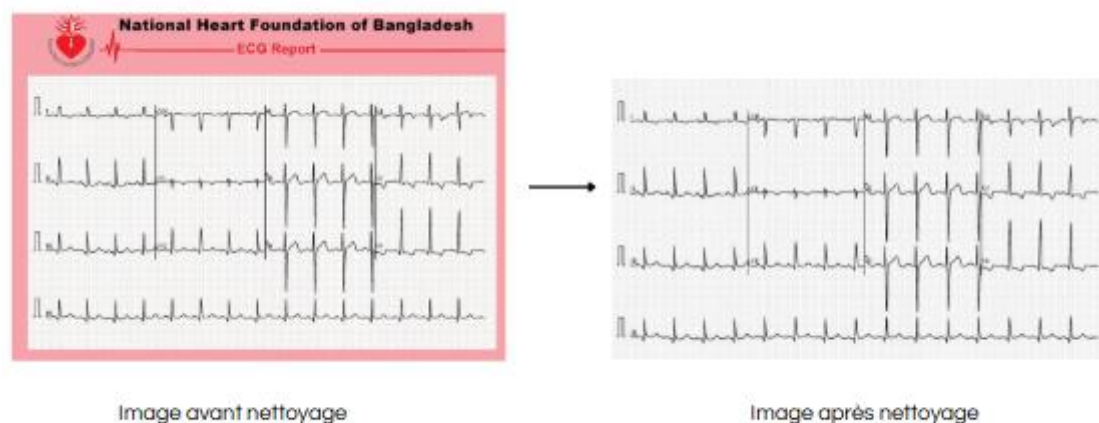
#### 2.2.1. Nettoyage des Image

Dans un premier temps, l'objectif est d'extraire uniquement la zone utile du signal ECG, en supprimant les bordures inutiles présentes dans les images. Pour cela, l'image est :

- D'abord convertie en niveaux de gris car elle est en couleur, afin de simplifier le traitement.
- Ensuite, les contours de l'image sont détectés à l'aide d'un algorithme de détection de bords (Méthode de Canny), ce qui permet de repérer les lignes qui délimitent le tracé du signal.

- Ces bords sont ensuite analysés à l'aide d'une transformation de Hough, une technique efficace pour identifier les lignes droites dans une image. En extrayant les coordonnées des lignes détectées, on peut déterminer la zone exacte où se trouve le tracé du signal ECG.
- Cette région est ensuite découpée à partir de l'image d'origine, afin de ne garder que la partie pertinente pour l'analyse.
- Enfin, des marges supplémentaires en haut et en bas peuvent être supprimées pour mieux centrer le signal.

Cette étape permet donc de nettoyer l'image, éliminer les bordures ou les éléments parasites, et se concentrer uniquement sur le tracé du signal cardiaque, comme il est présenté dans cette image :



**Figure 3.3. Nettoyage des images**

### 2.2.2. Prétraitement des images nettoyées

Une fois les images nettoyées, elles sont chargées depuis plusieurs sous-dossiers correspondant à différentes catégories de patients (normaux, atteints d'infarctus du myocarde, antécédents, etc.).

- Chaque catégorie est associée à un label numérique :
  - 'Abnormal Heartbeat Patients': 0
  - 'Myocardial Infarction Patients': 1

- 'Normal Person': 2
  - 'Patient that have History of Myocardial Infarction': 3
- 
- Les images sont converties en niveaux de gris et redimensionnées à une taille fixe (500×500 pixels) pour assurer une cohérence dans l'entrée du modèle de Deep Learning.
  - Cependant, les classes ne contiennent pas toutes le même nombre d'images, ce qui pourrait déséquilibrer l'apprentissage. Pour corriger cela, un équilibrage des classes est appliqué. La classe la plus fournie (classe 2 avec 852 images) sert de référence. Les classes contenant moins d'images sont complétées par une augmentation de données, selon les techniques suivantes :
    - **Rotation aléatoire** : entre  $-10^\circ$  et  $+10^\circ$
    - **Zoom** : entre 90 % et 110 %
    - **Translation (déplacement)** : jusqu'à 10 % de la largeur ou de la hauteur
    - **Inversion horizontale (flip)** : avec une probabilité de 50 %
    - **Variation de luminosité** : facteur entre 0.8 et 1.2

Ainsi, chaque classe est finalement portée à **852 images**, ce qui donne un total de **3408 images équilibrées**.

- Toutes les images équilibrées sont ensuite soumises à une étape de normalisation. Cela signifie que les valeurs des pixels, initialement comprises entre 0 et 255 (comme dans toute image en niveaux de gris), sont ramenées dans une plage allant de 0 à 1. Cette transformation est réalisée en divisant chaque pixel par 255. Cette étape est cruciale dans les modèles de Deep Learning, car elle permet de stabiliser et d'accélérer l'apprentissage en s'assurant que toutes les entrées du réseau neuronal sont sur une échelle comparable
- Enfin, les données sont divisées en trois ensembles :
  - **70 %** des images sont utilisées pour l'entraînement du modèle : Ce sous-ensemble permet au modèle de découvrir les caractéristiques et les motifs propres à chaque classe de pathologie.

- **15 %** des images sont réservées à la validation : Ces données ne sont pas vues par le modèle pendant l'entraînement, et permettent de suivre sa performance en temps réel, notamment pour détecter un éventuel surapprentissage (overfitting).
- **15 %** des images sont utilisées pour le test final : Ce dernier sous-ensemble, totalement indépendant de l'entraînement, sert à évaluer de manière rigoureuse la capacité du modèle à généraliser sur de nouvelles données.

### 2.3. Architecture du modèle

Afin de comparer plusieurs approches d'apprentissage profond pour la classification des images ECG, plusieurs architectures ont été explorées :

- **CNN** simple (personnalisé)
- **LSTM + CNN** : combinaison d'un réseau de neurones convolutifs pour l'extraction spatiale et d'un LSTM pour la capture des dépendances temporelles.
- **ResNet**: ResNet50, ResNet101, et ResNet152

Parmi toutes ces architectures, le modèle CNN personnalisé a été retenu pour l'entraînement principal, en raison de sa simplicité, sa rapidité d'entraînement, et sa capacité à donner des résultats compétitifs sur ce type de données.

#### 2.3.1. CNN (Convolutional Neural Network)

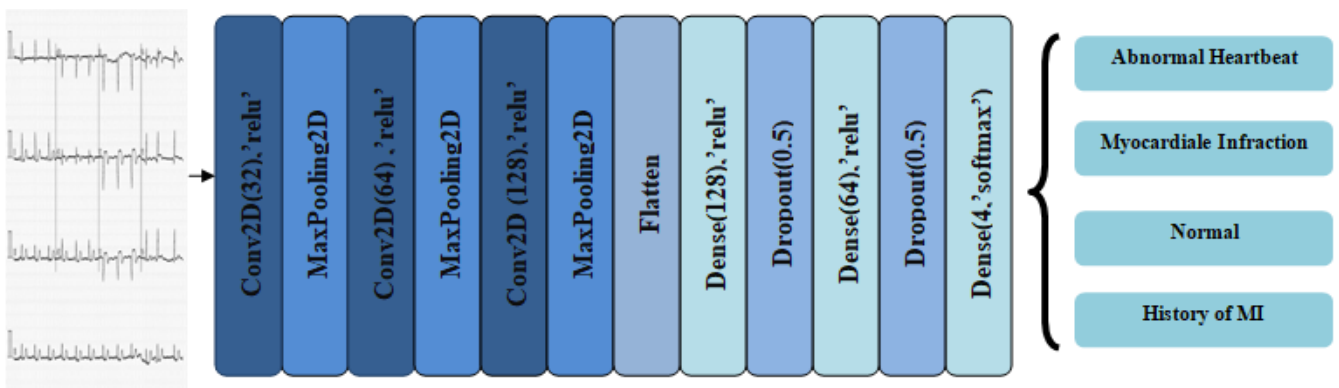
Le modèle proposé repose sur un réseau de neurones convolutifs (CNN) conçu pour classifier des images ECG en quatre catégories de pathologies cardiovasculaires. L'architecture se compose de plusieurs blocs convolutifs permettant l'extraction hiérarchique des caractéristiques visuelles.

- En entrée, le réseau reçoit une image en niveaux de gris de taille 500×500 pixels. Trois blocs successifs, chacun constitué d'une couche **Conv2D** suivie d'une **MaxPooling2D**, sont utilisés pour extraire des caractéristiques de plus en plus abstraites : le premier avec **32** filtres, le second avec 64, et le troisième avec 128 de tailles (3.3). Ces blocs jouent un rôle similaire aux jambes d'un humain, soutenant l'édifice par une base solide de reconnaissance des formes.

## Chapitre 2 : Intelligence artificielle et Explicabilité

- Les sorties de ces blocs sont ensuite aplanies (Flatten) puis envoyées dans deux couches entièrement connectées (**Dense**) de 128 puis 64 neurones, chacune suivie d'une régularisation par **Dropout** pour prévenir le surapprentissage. Ces couches agissent comme le torse du réseau, traitant l'information extraite pour construire une représentation interne des ECG.
- Enfin, une couche de sortie **Dense** avec 4 neurones et une fonction d'activation **softmax** agit comme le cerveau du système, prenant la décision finale en attribuant une probabilité à chaque classe pathologique.

Cette image représente l'architecture de notre CNN personnalisée :



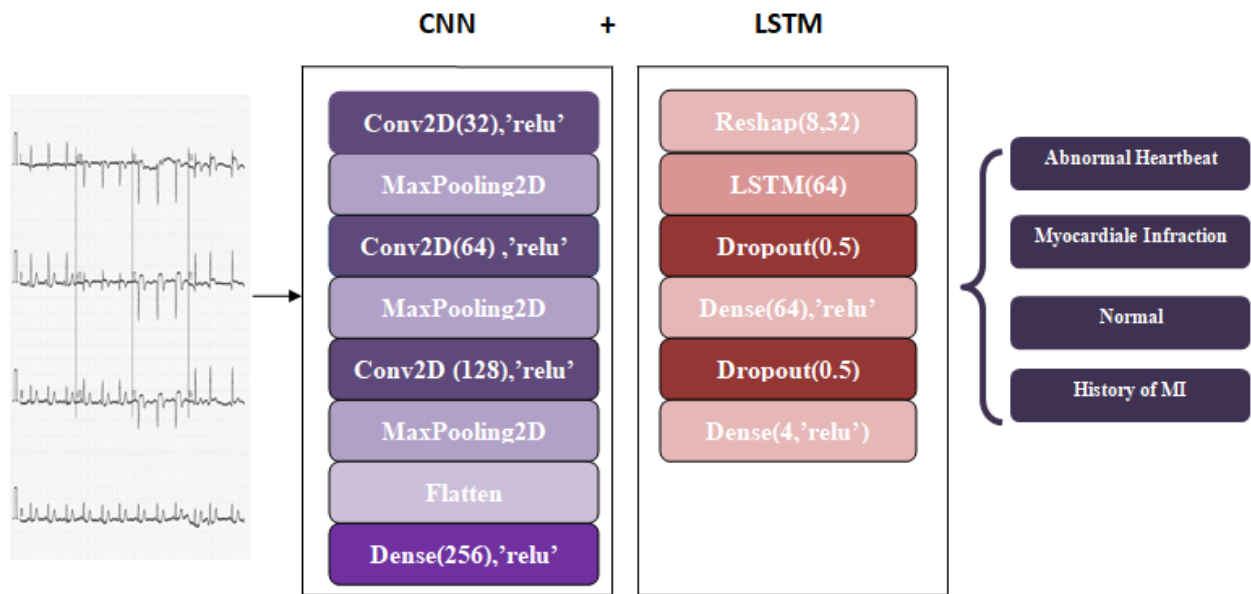
### 0.4. Architecture du modèle CNN

#### 2.3.2. LSTM avec CNN

Afin de tirer parti à la fois des capacités d'extraction de caractéristiques des réseaux convolutifs (CNN) et des performances des réseaux récurrents de type LSTM pour la modélisation séquentielle, nous avons conçu une architecture hybride combinant CNN et LSTM. Cette approche permet de capturer à la fois les caractéristiques spatiales des images ECG et leur structure temporelle implicite.

- La première partie du modèle repose sur un réseau de neurones convolutifs (CNN), largement utilisé pour l'analyse d'images. L'objectif est d'extraire des motifs visuels pertinents à différents niveaux de complexité à partir des images ECG.
  - **Couche Conv2D (32 filtres)** : une première convolution est appliquée avec 32 filtres de taille 3x3, activée par la fonction ReLU, pour détecter des bords et des formes simples.

- **MaxPooling2D** : cette couche réduit la dimension spatiale tout en conservant les informations essentielles, ce qui diminue le coût computationnel.
  - **Deux autres blocs Conv2D et MaxPooling2D** : on répète cette structure avec 64 puis 128 filtres, permettant une extraction de caractéristiques de plus en plus abstraites à mesure que l'on progresse dans le réseau.
- Après les convolutions, les cartes de caractéristiques sont **aplaties (Flatten)** en un vecteur, puis traitées par une couche Dense (256 neurones) avec activation ReLU.
  - Ce vecteur est ensuite **reformaté (Reshap)** en une séquence de 8 pas de temps, chaque pas contenant 32 caractéristiques, pour simuler une structure temporelle exploitable par le LSTM. Cette opération est essentielle pour **convertir les données spatiales en séquences pseudo-temporelles**, adaptées au traitement séquentiel.
  - La partie centrale du modèle est un **LSTM (Long Short-Term Memory)** : une architecture de réseau de neurones récurrents capable de mémoriser des dépendances à long terme. Ce module permet de modéliser des relations complexes entre les caractéristiques extraites, comme si l'on traitait une séquence temporelle :
    - **LSTM (64 unités)** : la séquence de 8 étapes est traitée par un LSTM avec 64 unités, capturant les dépendances internes entre les différentes fenêtres d'observation.
    - **Dropout (0.5)** : une régularisation est appliquée pour éviter le surapprentissage.
  - Après le LSTM, le vecteur final est traité par deux couches denses :
    - Une première couche Dense (64 neurones, activation ReLU), suivie d'un **Dropout**.
    - Une couche de sortie **Dense (4 neurones, activation softmax)**, adaptée à une classification multiclasse (quatre pathologies cibles).



### 0.5. Architecture de CNN combiné avec LSTM

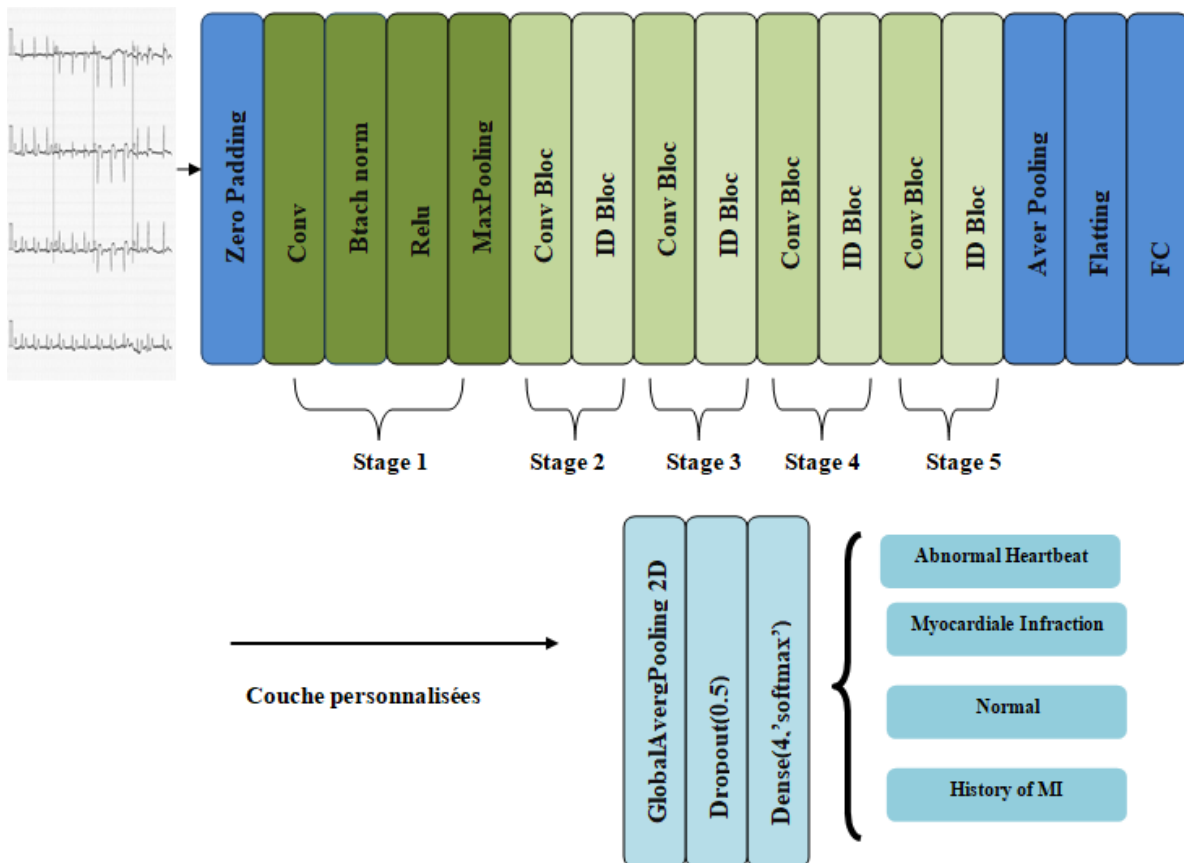
#### 2.3.3. ResNet

Dans cette partie, nous avons opté pour une architecture de type **ResNet** afin de tirer parti de la puissance des modèles de Deep Learning pré-entraînés sur des bases de données d'images à grande échelle comme ImageNet. Cette approche permet de transférer les connaissances acquises sur des millions d'images vers notre tâche spécifique de classification d'ECG, avec une phase de fine-tuning adaptée au contexte médical.

- Nous avons utilisé le modèle **ResNet50**, **ResNet101** et **ResNet152** comme extracteur de caractéristiques, en important les poids pré-entraînés sur **ImageNet**. Ces réseaux sont des architectures profondes composées de blocs résiduels, ce qui permet d'apprendre efficacement même avec un grand nombre de couches, sans problème de dégradation des performances.
- Le paramètre `include_top=False` permet de supprimer la tête de classification originale d'ImageNet, afin de personnaliser la sortie du réseau pour notre propre tâche.
- L'entrée du modèle est adaptée aux dimensions des images ECG utilisées dans notre étude, ici (500, 500, 3).
- Après l'extraction de caractéristiques réalisée par la base ResNet, nous ajoutons des couches personnalisées pour adapter le modèle à la classification multi classe de pathologies cardiaques :

- **GlobalAveragePooling2D** : cette couche permet de réduire chaque carte de caractéristiques à un seul vecteur en prenant la moyenne de chaque canal, ce qui diminue le nombre de paramètres tout en conservant l'essentiel de l'information.
- **Dropout (0.5)** : un mécanisme de régularisation est appliqué pour éviter le surapprentissage, surtout important lorsque les données médicales sont en quantité limitée.
- **Dense (4 neurones, activation softmax)** : la couche de sortie contient 4 neurones correspondant aux 4 classes cibles (pathologies), avec une activation softmax pour produire des probabilités normalisées.

Cette figure présente l'architecture de Resnet50 :



### 0.6. Architecture de model RESNET

Les modèles sont compilés avec l'optimiseur **Adam**, une fonction de perte **categorical\_crossentropy** (adaptée aux classes multiples), et la métrique **accuracy** pour évaluer les performances. L'entraînement est réalisé sur 30 époques avec une taille de lot

(batch) de 32, en utilisant un jeu de validation pour surveiller les performances sur des données non vues.

### 2.4. Architecture des modèles XAI

Pour garantir la transparence et la compréhension des décisions prises par notre modèle de Deep Learning sur les images ECG, nous avons intégré des techniques d'intelligence artificielle explicable (XAI). Ces méthodes permettent de mettre en évidence les régions de l'image qui influencent la prédiction, offrant ainsi une lecture interprétable pour les médecins. Parmi les approches utilisées, nous avons testé **SHAP**, **Grad-CAM** et **LIME**. Après expérimentation, la méthode LIME s'est révélé la plus efficace et la plus intuitive pour notre application :

#### 2.4.1. LIME

Pour mieux comprendre les décisions de notre modèle de classification d'images ECG, nous avons utilisé la méthode LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), qui fournit une explication locale et visuelle de la prédiction du modèle.

- Dans notre implémentation, l'image ECG sélectionnée est d'abord chargée en niveaux de gris, redimensionnée à la taille attendue par le modèle (500×500 pixels), puis préparée pour l'analyse.
- LIME fonctionne en créant plusieurs versions légèrement modifiées ou perturbées de l'image d'origine, où certaines zones (super pixels) sont masquées ou modifiées. Ces super pixels sont générés à l'aide de l'algorithme de segmentation quickshift, qui regroupe les pixels visuellement similaires.
- Ensuite, pour chaque image perturbée, le modèle de prédiction est appelé, et LIME observe comment les changements dans l'image influencent la sortie du modèle. Cela permet d'identifier les zones spécifiques de l'image qui ont le plus contribué à la décision.
- Le résultat est visualisé sous la forme d'une carte mettant en évidence les zones d'intérêt en rouge, superposées à l'image d'origine.

L'utilisation de LIME dans notre projet permet une transparence locale sur chaque prédiction, essentielle pour instaurer la confiance entre les utilisateurs (médecins) et le système automatisé.

### 2.4.2. SHAP

Nous avons utilisé la méthode SHAP (Shapley Additive explantations), qui permet de visualiser l'impact de chaque pixel de l'image sur la prédiction du modèle.

- Le processus commence par le chargement d'une image ECG externe, convertie en niveaux de gris, redimensionnée, normalisée, puis préparée au format attendu par le modèle.
- Pour appliquer SHAP, nous avons utilisé un masker visuel basé sur la méthode inpaint\_telea, qui remplace temporairement certaines zones de l'image pour simuler leur absence et observer l'effet sur la prédiction. Cela permet de comprendre quelles parties de l'image influencent le plus le modèle.
- SHAP génère alors une carte de valeurs d'importance (appelées "**SHAP values**") indiquant pour chaque pixel si sa présence pousse la prédiction vers une certaine classe ou non.
- La visualisation se fait via une carte de chaleur superposée à l'image d'origine, où les zones rouges indiquent une contribution positive et les zones bleues une contribution négative.

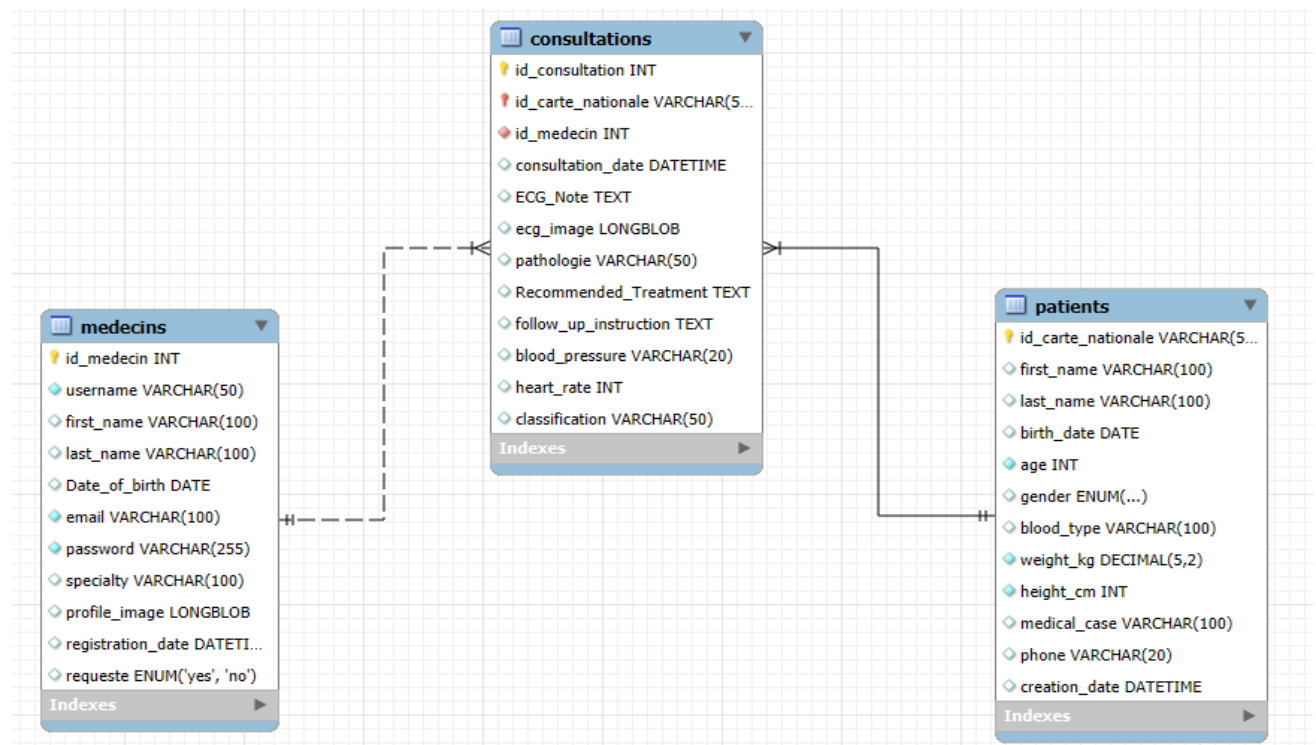
### 2.4.3. Grad-CAM

Nous avons utilisé la méthode **Grad-CAM** (Gradient-weighted Class Activation Mapping), qui permet de visualiser les zones importantes d'une image ayant contribué à une prédiction.

- Dans notre implémentation, l'image ECG est normalisée, puis passée au modèle pour identifier la classe prédite.
- Ensuite, les activations de la dernière couche convolutionnelle sont extraites avec les gradients correspondants afin de construire la heatmap Grad-CAM.
- Cette heatmap est superposée à l'image ECG d'origine, offrant une visualisation claire des régions ayant influencé la décision du modèle.

### 2.5. Stockage dans la base de données

Dans le cadre de notre système de gestion des consultations médicales centrées sur l'analyse des ECG, nous avons conçu une base de données relationnelle constituée de trois tables principales : médecins, patients, et consultations. Cette structuration permet une gestion claire, sécurisée et efficace des données tout en respectant les relations logiques entre les différentes entités du domaine médical .



### 0.7.UML de Base de données

- **Table médecins : gestion des utilisateurs professionnels**

La table médecins contient les informations personnelles et professionnelles des médecins utilisant la plateforme. Chaque médecin est identifié par un identifiant unique `id_médecin` (clé primaire). On y retrouve notamment le nom, le prénom, la date de naissance, l'adresse email, le mot de passe sécurisé (hashé), la spécialité, ainsi qu'une image professionnelle (photo de profil). Cette table permet de gérer les connexions des médecins et d'assurer que chaque consultation est bien liée à un praticien spécifique.

- **Table patients : gestion de données patientes**

La table des patients stocke les informations personnelles des patients. L'identifiant principal est `id_carte_nationale`, représentant la carte d'identité nationale du patient, ce qui garantit son unicité dans le système. Les champs associés incluent le nom, le prénom, la date de naissance, le sexe (défini par un ENUM), le groupe sanguin, le poids, la taille, les antécédents médicaux, le numéro de téléphone et la date de création du dossier. Cette table permet au médecin d'accéder rapidement à l'historique du patient.

- **Table consultations : enregistrement des suivis médicaux**

Les consultations constituent le cœur du suivi médical. Chaque enregistrement de consultation est lié à un médecin et à un patient, avec la date de la rencontre, un champ de texte libre pour les observations sur l'ECG, une image ECG stockée sous forme binaire, la pathologie identifiée, le traitement recommandé, ainsi que les instructions de suivi. Le choix de stocker l'image ECG directement dans la base (format BLOB) permet une intégration fluide dans l'application médicale et garantit que toutes les données liées à une consultation sont centralisées.

- **Les relations entre les tableaux :**

- La table consultations est liée à médecins via `id_medecin` : un médecin peut avoir plusieurs consultations.
- Elle est également liée à patients via `id_carte_nationale` : un patient peut être consulté plusieurs fois.

Ces relations sont matérialisées par des clés étrangères, ce qui assure l'intégrité des données.

### 2.6. Interface Web

L'interface de l'application a été conçue pour être simple, intuitive et adaptée aux besoins des médecins. Dès la connexion, chaque médecin accède à son propre espace sécurisé où il peut consulter la liste de ses patients, ajouter de nouvelles consultations, visualiser les images ECG, et générer automatiquement un rapport médical personnalisable. Les formulaires sont

clairs, les champs bien organisés, et les actions sont guidés afin de garantir une utilisation fluide, même sans compétences techniques avant :

### 2.6.1. Login

Lors du développement des pages de connexion et d'inscription de HeartVision, notre méthodologie s'est concentrée sur la création d'une interface centrée sur l'utilisateur. Nous avons adopté une approche structurée, en tirant parti des technologies web standard pour garantir la robustesse et la maintenabilité.

- **HTML**

a permis de structurer clairement la page autour de deux formulaires indépendants (login et inscription), intégrés dans une mise en page divisée en deux zones principales : un panneau de présentation et un panneau de saisie. L'usage d'éléments sémantiques et d'icônes via Font Awesome a facilité l'accessibilité et la lisibilité.

- **CSS**

Organisé avec des variables globales, a permis d'implémenter efficacement un mode sombre, d'assurer la cohérence visuelle et de faciliter la maintenance. Des techniques modernes comme Flexbox et Grid ont été utilisées pour garantir une mise en page responsive et intuitive, avec un soin particulier apporté aux animations, transitions et effets flottants sur les champs de saisie.

- **JavaScript**

L'interactivité est assurée par la gestion dynamique du basculement entre les formulaires, l'activation/désactivation du mode sombre avec mémorisation via localStorage, et l'utilisation de la bibliothèque Litepicker pour l'affichage contextuel des consultations. Enfin, les ressources externes telles que Google Fonts, Font Awesome, et l'inclusion via Flask (url\_for) assurent un rendu professionnel et adaptable à divers contextes.

### 2.6.2. Forget password

- **HTML**

La structure repose sur trois formulaires distincts représentant les étapes du processus : la demande de réinitialisation (`requestResetForm`), la vérification du code (`verifyCodeForm`), et la création du nouveau mot de passe (`newPasswordForm`). Seul le premier formulaire est visible par défaut, les autres s'affichant dynamiquement selon l'avancement. L'en-tête, le pied de page et le panneau de branding sont réutilisés pour assurer une cohérence visuelle avec la page de connexion. Un bloc `success-message` s'affiche à la fin du processus pour informer l'utilisateur de la réussite de l'opération.

- **CSS**

Le style général est hérité du fichier `login.css`, assurant cohérence et thème unifié (mode clair/sombre grâce aux variables CSS). Le fichier `forgotpass.css` ajoute des styles spécifiques pour centrer les formulaires, gérer les ombrages et les animations de transitions. Le composant `success-message` est aussi stylisé pour afficher clairement la réussite de la réinitialisation, avec une mise en page harmonieuse et responsive.

- **JavaScript**

L'interactivité repose sur jQuery. Chaque étape est déclenchée par la soumission d'un formulaire via AJAX (`/forgotpass`, `/confirm_code`, `/reset_password`). À chaque réponse positive, le formulaire courant est masqué et le suivant affiché. Le script gère aussi la validation des champs (code à 6 chiffres, mot de passe identique et  $\geq 8$  caractères), l'affichage des messages (flash-message) et un spinner (loader) pendant les requêtes. Le mode sombre est géré automatiquement avec `localStorage`, assurant une expérience personnalisée dès le chargement.

### 2.6.3. Dashboard

Le tableau de bord HeartVision est conçu pour être un centre de commande intuitif et performant pour les professionnels de la santé. La méthodologie de développement s'est concentrée sur la création d'une interface complète, réactive et facilement personnalisable.

- **HTML**

L'architecture de la page est centrée sur un conteneur principal divisé en une barre latérale pour la navigation (Accueil, Patients, Analyse ECG, etc., avec icônes et indicateurs de page

active) et une zone de contenu principal. L'en-tête du tableau de bord inclut le nom de l'application HeartVision et les contrôles de mode sombre. La zone de contenu est organisée en panneaux et cartes distincts : un message de bienvenue personnalisé, des cartes de statistiques (patients, consultations mensuelles/journalières avec données dynamiques), un panneau de calendrier interactif (Litepicker) pour les consultation , et un panneau de notifications gérable. Un pied de page cohérent complète la structure.

- **CSS**

Le style s'appuie sur des variables CSS pour gérer les thèmes clair et sombre, garantissant une cohérence visuelle et une transition fluide. La mise en page est flexible et adaptative grâce à Flexbox et Grid, permettant au tableau de bord de s'afficher correctement sur différentes tailles d'écran (ordinateurs de bureau, tablettes, mobiles). La barre latérale peut être réduite, et les cartes de statistiques s'adaptent dynamiquement. Tous les éléments visuels, comme les cartes, boutons et icônes, sont stylisés de manière cohérente avec le reste de l'application.

- **JavaScript**

Le script s'exécute une fois le document chargé et gère l'initialisation du mode sombre (avec persistance via localStorage). Le calendrier Litepicker est le cœur interactif, déclenchant des requêtes AJAX pour récupérer et afficher les consultations pour la date sélectionnée. La gestion des notifications est dynamique, permettant de marquer ou d'effacer les alertes via AJAX.

### 2.6.4. Liste de Patient

La page de gestion des patients HeartVision est conçue comme un outil centralisé et efficace pour la gestion des informations des patients par les professionnels de la santé. Sa méthodologie met l'accent sur l'accessibilité, la facilité d'utilisation et la maintenabilité.

- **HTML**

La page s'intègre à la structure globale du tableau de bord HeartVision, incluant une **barre latérale de navigation** et une zone de contenu principal. L'**en-tête de la liste des patients** est doté d'une barre de recherche, de boutons pour ajouter et exporter des patients en PDF, ainsi

que des contrôles pour le mode sombre et la déconnexion. La liste des patients est présentée dans un **tableau dynamique** où chaque patient dispose de boutons d'action (Modifier, Supprimer, Consulter). Une **fenêtre modale** (patient Modal) est utilisée pour les formulaires d'ajout ou d'édition de patient, assurant une saisie structurée des données.

- **CSS**

Le style hérite des variables CSS du thème global de HeartVision, permettant une gestion aisée des modes clair et sombre et une cohérence visuelle. Le tableau des patients est stylisé pour une bonne lisibilité, avec des lignes alternées et des boutons d'action clairs. La modale d'ajout/édition est entièrement réactive, s'adaptant aux différentes tailles d'écran, et les formulaires sont organisés pour une meilleure présentation. La barre de recherche et les autres boutons suivent l'esthétique générale de l'application.

- **JavaScript**

Au chargement, le script récupère et affiche la liste des patients via AJAX. Il gère le mode sombre en fonction des préférences de l'utilisateur. Les opérations d'ajout et d'édition de patient sont gérées via la modale : les données sont pré-remplies pour l'édition, l'âge est calculé automatiquement, et les soumissions déclenchent des requêtes AJAX (POST/PUT). La suppression de patient s'effectue après confirmation via une requête DELETE AJAX. La recherche est optimisée par un debounce et un filtrage dynamique. Le bouton d'export PDF utilise les bibliothèques jsPDF pour générer un rapport imprimable de la liste affichée.

### 2.6.5. Consultation

- **HTML**

Elle s'intègre parfaitement dans la structure globale de HeartVision, avec une barre latérale de navigation pour un accès rapide aux différentes sections et une zone de contenu principal dédiée à la consultation en cours. Un tableau de bord clair affiche les informations essentielles du patient sélectionné, tandis qu'un formulaire de consultation détaillé est disponible pour la saisie des nouvelles données. Ce formulaire inclut une zone de téléversement d'ECG intuitive, des champs pour les constantes vitales comme le rythme cardiaque et la tension artérielle, ainsi que des sections pour les notes du médecin, les médicaments et les instructions de suivi. Un élément clé est la section ECG Findings (AI Analysis), prête à afficher les résultats d'une

## **Chapitre 2 : Intelligence artificielle et Explicabilité**

---

analyse automatisée. Enfin, une section dédiée à l'historique des consultations permet de visualiser les antécédents du patient, et une fenêtre modale est prévue pour afficher les détails d'une consultation passée.

- **CSS**

Il utilise des variables CSS héritées du thème global de HeartVision, ce qui permet de gérer facilement le mode clair/sombre et d'assurer une cohérence visuelle sur l'ensemble de l'application. Les cartes d'information du patient, le formulaire de consultation et l'historique sont stylisés pour être clairs et lisibles. La zone de téléversement d'ECG, y compris l'aperçu de l'image, est visuellement distincte pour guider l'utilisateur. Les styles des champs de saisie, des boutons d'action (comme "Sauvegarder" et "Annuler") et des badges de classification de la tension artérielle sont pensés pour une lisibilité optimale et une navigation intuitive. L'ensemble est conçu pour être réactif, s'adaptant élégamment à différentes tailles d'écran.

- **JavaScript**

il récupère les données du patient concerné via une API, puis les affiche. La fonctionnalité clé est la gestion du téléversement d'images ECG : le script permet la sélection de fichiers, affiche un aperçu et de manière cruciale, envoie l'image au backend pour une analyse automatique par l'IA via le point d'accès /analyse-ECG-consultation. Les résultats de cette analyse ECG (AI Analysis), y compris le diagnostic potentiel, sont ensuite dynamiquement affichés dans la section dédiée et stockés pour la consultation. Il gère également la saisie et la classification de la tension artérielle en temps réel. Lors de la soumission du formulaire, le JavaScript envoie toutes les données de la consultation (notes, médicaments, constantes vitales, et résultats de l'analyse IA de l'ECG) au serveur. Il permet aussi de visualiser les consultations antérieures et d'exporter les consultations actuelle ou passée au format PDF grâce à la bibliothèque jsPDF. Enfin, il fournit des retours utilisateur via des alertes (SweetAlert2) pour confirmer les actions ou signaler des erreurs et gère le basculement entre le mode clair et sombre.

### **2.6.6. ECG Analyse**

La page d'analyse ECG HeartVision est conçue pour permettre aux professionnels de la santé de téléverser et d'analyser des images ECG, avec l'aide d'une intelligence artificielle. Il est conçu pour donner rapidement des résultats d'analyse ECG, ce qui est utile en situation d'urgence ou de dépistage rapide :

### ▪ HTML

L'interface de la page d'analyse ECG est clairement structurée. Elle intègre la barre latérale de navigation et la zone d'en-tête globale de HeartVision, assurant une cohérence avec le reste de l'application. La section centrale est dédiée à l'analyse ECG proprement dite. On y trouve une zone de téléversement intuitive, qui supporte le glisser-déposer et la navigation de fichiers. Une fois l'image téléversée, une zone de prévisualisation permet de vérifier l'ECG avant analyse. Des boutons distincts sont fournis pour "Submit" (soumettre), "Analyse" (analyser) et "Reset" (réinitialiser). La page inclut également une section dédiée aux résultats de l'analyse, affichant spécifiquement la pathologie détectée. Enfin, une zone de notes cliniques (un textarea) est présente pour permettre au médecin de documenter ses observations et un ensemble de boutons d'action (Export PDF, Save Image, Print Report) pour la gestion du rapport final.

### ▪ CSS

Il utilise des variables CSS pour la gestion des couleurs, offrant un support pour le mode clair et le mode sombre, garantissant ainsi une cohérence visuelle avec le thème global de HeartVision. La zone de téléversement est visuellement attractive avec une bordure en pointillé et des icônes explicites, changeant d'apparence au survol. L'aperçu de l'image ECG est mis en valeur par une ombre et des bordures arrondies. Les boutons d'action sont stylisés avec des couleurs et des icônes pour une meilleure identification et une transition douce au survol. La section des résultats d'analyse et la zone de notes cliniques sont présentées dans des "cards" (cartes) distinctes avec des bordures et des ombres subtiles, améliorant leur lisibilité. La feuille de style inclut également des règles pour la réactivité (adaptation aux différentes tailles d'écran) et des styles spécifiques pour l'impression du rapport.

### ▪ JavaScript

Le JavaScript est le moteur interactif de la page d'analyse ECG. Il gère le téléversement de fichiers ; lorsqu'un fichier est sélectionné, il affiche un aperçu de l'image et active le bouton "Analyse". Le bouton "Analyse" déclenche une requête AJAX (asynchrone) vers le backend (/analyse-ECG). Avant l'envoi, l'image est convertie en base64. Pendant l'analyse, un indicateur de chargement est affiché. Une fois la réponse reçue de l'API, le script affiche la pathologie détectée dans la section des résultats. Le bouton "Reset" efface toutes les données

téléversé, l'aperçu, et les résultats. Pour la documentation, le script permet d'exporter un rapport PDF contenant l'image ECG, les résultats d'analyse et les notes cliniques, en utilisant la bibliothèque jsPDF. Il offre également la possibilité de sauvegarder l'image ECG directement et de lancer l'impression de la page. Enfin, le JavaScript gère l'affichage de notifications "toast" pour informer l'utilisateur du succès ou de l'échec des opérations, ainsi que le basculement entre le mode clair et sombre de l'interface.

### 2.6.7. Doctor Profile

La page "Doctor Profile" de HeartVision est conçue pour permettre aux professionnels de la santé de gérer et de visualiser leurs informations personnelles et leurs préférences au sein de l'application. L'objectif est d'offrir une interface simple et sécurisée pour la personnalisation du compte.

- **HTML**

L'interface HTML de la page de profil du médecin est clairement organisée pour la gestion des informations personnelles. Elle intègre la barre latérale de navigation et l'en-tête de l'application pour une expérience utilisateur cohérente. La section principale est intitulée "Doctor Profile" et contient un conteneur de profil qui regroupe la gestion de l'image et les détails du compte. La zone de l'image de profil inclut un emplacement pour une image par défaut (une icône de médecin) et un élément `<img>` pour la photo de profil réelle, ainsi qu'un bouton "Change Image" qui déclenche un champ de téléversement de fichier caché. La section "Profile Details" présente des champs de formulaire pour le nom d'utilisateur, l'adresse e-mail, le mot de passe actuel, le nouveau mot de passe et la confirmation du nouveau mot de passe. Des boutons d'action ("Save Changes" et "Cancel") sont également présents pour la soumission ou l'annulation des modifications.

- **CSS**

Le CSS définit l'esthétique et la réactivité de la page de profil. Il utilise des variables CSS pour les couleurs, garantissant une cohérence visuelle avec le mode clair et sombre de HeartVision. La section de profil est présentée comme une carte centrée avec des ombres subtiles. Le conteneur de l'image de profil est stylisé avec une bordure claire, et l'icône de médecin par défaut utilise une couleur `var(--skyblue)`. Les champs de formulaire (input) sont uniformément stylisés avec un padding, des bordures arrondies et des transitions fluides au

focus. Les boutons d'action sont différenciés par des couleurs et des icônes, avec des effets de survol subtils pour améliorer l'interactivité. Le style inclut des règles de réactivité pour s'adapter aux écrans plus petits, notamment en empilant les éléments du conteneur de profil et les boutons d'action en colonne.

### ▪ JavaScript

Le JavaScript gère la logique dynamique de la page de profil. Au chargement de la page, il charge les données du médecin (nom d'utilisateur, email, et image de profil si existante) en effectuant une requête GET vers l'API (/api/medecin). Il gère la fonctionnalité de changement d'image de profil : lorsqu'un fichier est sélectionné, il prévisualise l'image et cache l'icône par défaut. Le bouton "Save Changes" collecte les données du formulaire, y compris l'image de profil modifiée, et les envoie via une requête AJAX de type PUT vers l'API (/api/medecin). Des alertes sont utilisées pour informer l'utilisateur du succès ou de l'échec de la mise à jour. Le bouton "Cancel" recharge les données originales du médecin et vide les champs de mot de passe. Enfin, le script inclut la gestion du mode sombre, en stockant la préférence de l'utilisateur dans le localStorage et en ajustant l'icône et le texte du bouton en conséquence.

## 2.7. Intégration par flask

L'application web a été intégrée avec le framework **Flask**, qui permet de définir des "routes" correspondant à chaque action ou page de l'application. Voici un aperçu clair de toutes les routes présentes :

### 2.7.1. Routes d'Authentification et d'Accès

Ces routes sont fondamentales pour la sécurité du système, gérant la connexion des utilisateurs, leur inscription et les processus de réinitialisation de mot de passe :

- **/login (GET et POST)**

Cette route gère à la fois l'affichage du formulaire de connexion et d'inscription, ainsi que le traitement des soumissions de ces formulaires. Lorsque la page est chargée (GET), elle présente les champs nécessaires pour qu'un médecin puisse se connecter avec son identifiant et son mot de passe. Lors de la soumission du formulaire (POST), elle vérifie les informations d'identification et, si elles sont valides, elle établit une session utilisateur pour maintenir l'état

de connexion du médecin. Cette même route permet également aux nouveaux médecins de s'ininscrire au système en créant un nouveau compte.

- **/forgotpass (GET et POST)**

Cette route est la première étape du processus de réinitialisation du mot de passe. En mode GET, elle affiche le formulaire où l'utilisateur doit saisir son nom d'utilisateur et son adresse e-mail. En mode POST, elle vérifie si ces informations correspondent à un compte existant dans la base de données. Si c'est le cas, un code de confirmation unique est généré et envoyé à l'adresse e-mail fournie, et ce code est stocké temporairement dans la session de l'utilisateur.

- **/confirm\_code (POST - API)**

Ce point d'accès API est utilisé pour valider le code de confirmation que l'utilisateur a reçu par e-mail lors de la procédure de réinitialisation de mot de passe. L'utilisateur saisit le code, qui est ensuite envoyé à cette route via une requête AJAX. Le système compare le code fourni avec celui qui a été précédemment stocké dans la session utilisateur. En cas de correspondance, cela autorise l'utilisateur à passer à l'étape suivante pour définir un nouveau mot de passe.

- **/reset\_password (POST - API)**

Cette route API est la dernière étape du processus de réinitialisation de mot de passe. Après que l'utilisateur ait validé son code de confirmation, il est invité à entrer son nouveau mot de passe. Ce nouveau mot de passe est ensuite envoyé à cette route via une requête AJAX. Le système met à jour le mot de passe du médecin dans la base de données avec la nouvelle valeur fournie et efface toutes les variables de session liées à la réinitialisation du mot de passe pour des raisons de sécurité.

### 2.7.2. Routes du Tableau de Bord

Ces routes fournissent au médecin un aperçu rapide et des statistiques clés sur son activité et l'état de ses patients :

- **/dashboard (GET)**

Cette route affiche le tableau de bord principal pour le médecin connecté. C'est la page d'accueil après une connexion réussie. Elle présente un résumé visuel des statistiques clés de l'activité du médecin, telles que le nombre total de patients, les consultations récentes, et des indicateurs sur l'état de santé des patients (par exemple, patients à haut risque ou stables).

- **/api/consultations-by-date (POST - API)**

Ce point d'accès API permet de récupérer dynamiquement les détails des consultations pour une date spécifique. Il est généralement utilisé par le frontend du tableau de bord pour afficher des informations de consultation filtrées par jour, améliorant ainsi l'interactivité et la visualisation des données sans recharger la page entière.

### 2.7.3. Routes d'Analyse ECG

Ces routes sont dédiées au processus d'analyse des images ECG, de leur téléchargement à l'obtention des résultats via une intelligence artificielle :

- **/ecg-analysis (GET)**

Cette route sert à afficher l'interface utilisateur où le médecin peut télécharger une image ECG pour son analyse. La page contient les éléments nécessaires pour permettre à l'utilisateur de sélectionner et d'envoyer l'image au système.

- **/analyze-ecg (POST - API)**

C'est le point d'accès API principal pour l'analyse d'une image ECG. Lorsqu'une image est téléchargée via le formulaire de la page /ecg-analysis, cette route reçoit les données de l'image. Elle effectue un prétraitement nécessaire de l'image (par exemple, conversion, redimensionnement) avant de l'envoyer à une API externe d'apprentissage automatique pour obtenir une prédiction de pathologie. La réponse de l'API externe est ensuite renvoyée au frontend.

- **/analyze-ecg-consultation (POST - API)**

Cette route est similaire à /analyze-ecg mais est spécifiquement conçue pour l'analyse d'une image ECG dans le contexte d'une nouvelle consultation ou d'une modification de

## Chapitre 2 : Intelligence artificielle et Explicabilité

---

consultation. Elle gère le même processus de prétraitement et d'envoi à l'API externe, mais est appelée lorsque le médecin souhaite analyser une image ECG directement liée à un enregistrement de consultation pour un patient spécifique.

### 2.7.4. Routes de Gestion des Patients

Ces routes permettent une gestion complète des dossiers patients, de leur création à leur suppression, en passant par leur consultation et modification :

- **/patient-list.html (GET)**

Cette route affiche la page web qui présente la liste complète des patients associés au médecin actuellement connecté. C'est l'interface principale pour visualiser et interagir avec les dossiers des patients.

- **/api/patients (GET, POST - API)**

Ce point d'accès API polyvalent gère plusieurs opérations liées aux patients. En mode GET, il permet de récupérer la liste de tous les patients du médecin, avec des options de recherche et de filtrage. En mode POST, il est utilisé pour ajouter un nouveau patient au système en soumettant ses informations personnelles.

- **/api/patients/<national\_id> (PUT, DELETE - API)**

Cette route API est utilisée pour des opérations spécifiques sur un patient identifié par son numéro d'identité nationale (national\_id). En mode PUT, elle permet de modifier les informations d'un patient existant. En mode DELETE, elle gère la suppression d'un patient et de toutes les consultations associées à ce patient et au médecin connecté. Si le patient n'a plus de consultations avec d'autres médecins, son dossier est complètement supprimé du système pour maintenir la propreté de la base de données.

### 2.7.5. Routes de Gestion des Consultations

Ces routes sont dédiées à l'enregistrement, à la consultation détaillée et à la mise à jour de l'historique des consultations de chaque patient :

- **/consultation (GET)**

Cette route affiche la page web dédiée à la gestion des consultations. Elle est conçue pour permettre au médecin de voir l'historique des consultations d'un patient spécifique, d'ajouter de nouvelles consultations ou de modifier des consultations existantes.

- **/api/patients/<national\_id>/consultations (GET - API)**

Ce point d'accès API permet de récupérer l'historique détaillé des consultations pour un patient donné, identifié par son numéro d'identité nationale. Il fournit toutes les informations pertinentes pour chaque consultation, telles que la date, l'heure, les signes vitaux, les notes ECG, les pathologies, les traitements recommandés et les instructions de suivi. Les images ECG associées sont également récupérées et encodées pour être affichées directement dans le navigateur.

- **/api/consultations (POST - API)**

Cette route API est utilisée pour enregistrer les détails d'une nouvelle consultation pour un patient existant. Le médecin peut y saisir toutes les informations pertinentes, y compris les notes ECG, les signes vitaux, la classification, les médicaments prescrits et les instructions de suivi. Elle permet également le téléchargement et le stockage d'une image ECG associée à cette consultation.

### 2.7.6. Routes de Gestion du Profil

Ces routes permettent au médecin de consulter et de mettre à jour ses propres informations personnelles et de gérer les paramètres de son compte :

- **/profil (GET)**

Cette route affiche la page web dédiée au profil du médecin actuellement connecté. Elle permet au médecin de visualiser ses informations personnelles enregistrées dans le système.

- **/api/medecin (GET, PUT - API)**

Ce point d'accès API est dédié à la gestion du profil du médecin. En mode GET, il récupère et renvoie les informations détaillées du profil du médecin, telles que son nom d'utilisateur, son adresse e-mail, son nom complet et sa spécialité. Si une image de profil est présente, elle

est également récupérée et préparée pour l'affichage. En mode PUT, cette route permet au médecin de mettre à jour ses informations personnelles ou de changer son mot de passe, avec des vérifications nécessaires pour assurer la sécurité.

### 3. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté l'ensemble de la méthodologie adoptée pour développer un système intelligent de détection des pathologies cardiovasculaires à partir d'images ECG. De la préparation rigoureuse des données à l'élaboration des modèles de deep learning, en passant par leur intégration dans une interface web intuitive, chaque étape a été pensée pour répondre à des exigences à la fois techniques et cliniques. L'utilisation de techniques d'intelligence artificielle explicable (XAI) a permis de rendre le système plus transparent et plus compréhensible pour les professionnels de santé.

Cette méthodologie pose ainsi les bases solides sur lesquelles repose notre système. Dans le chapitre suivant, nous présenterons les résultats obtenus à l'issue des différentes expérimentations menées. Nous analyserons les performances des modèles, leur capacité à généraliser, ainsi que la qualité des interprétations fournies par les méthodes explicables, afin d'évaluer la pertinence et la fiabilité de la solution proposée.

---

**Chapitre**

---

**4**

**Expérimentations et  
résultats**

### 1. Introduction

Ce chapitre présente les expérimentations menées pour évaluer les performances des modèles de Deep Learning dans la classification automatique d'images ECG, conformément à la méthodologie décrite précédemment. Nous détaillons les architectures testées (CNN, CNN-LSTM, ResNet), les paramètres d'entraînement, ainsi que les outils et plateformes utilisés pour leur développement. Une attention particulière est portée sur l'intégration de méthodes d'IA explicable (XAI) pour garantir la transparence des prédictions, répondant ainsi aux exigences du domaine médical. Les résultats obtenus sont analysés à l'aide de métriques rigoureuses, et une interface collaborative est proposée pour faciliter l'interaction entre les professionnels de santé et le système.

### 2. Détail des expériences menées

#### 2.1. Classification des images ECG

Dans ce travail, on a conçu un système de classification automatique d'ECG basé sur le Deep Learning, visant à détecter de manière fiable et explicable diverses anomalies cardiaques. À partir d'une base de données publique de Kaggle, on a prétraité les données (conversion en images 224×224 en niveaux de gris), puis appliqué des techniques d'augmentation et d'équilibrage. On a évalué plusieurs architectures, dont un CNN de base, un modèle CNN-LSTM, et des ResNet profonds (50, 101, 152). Les performances ont été mesurées à l'aide de métriques classiques (accuracy, précision, rappel, F1-score). Pour garantir l'interprétabilité, on a intégré des méthodes XAI telles que Grad-CAM, LIME et SHAP. Cette approche allie robustesse, précision et transparence, en vue d'un usage médical fiable.

#### 2.2. Présentation de l'interface collaborative

On a conçu une application web collaborative afin de proposer un environnement pratique pour exploiter le système de classification des ECG. Cette interface s'appuie sur un modèle d'intelligence artificielle explicable (XAI), garantissant des prédictions fiables et adaptées au contexte médical. Elle permet aux professionnels de santé d'interagir efficacement avec le système pour faciliter l'analyse des électrocardiogrammes et accélérer la détection des anomalies. Développée avec Flask côté serveur et des technologies web modernes côté client,

cette solution s’inscrit dans une approche de soutien clinique, favorisant la collaboration entre l’utilisateur et l’IA.

### 3. Ressources utilisées et environnement expérimental

#### 3.1. Plateformes utilisées

plusieurs plateformes ont été mobilisées afin de couvrir l’ensemble des besoins, depuis le traitement et l’analyse jusqu’au développement de l’application web et à la gestion des données. Le choix de ces environnements a été dicté par leurs fonctionnalités, leur facilité d’utilisation et leur compatibilité avec les technologies employées :

##### 3.1.1. Kaggle

Kaggle est une plateforme en ligne collaborative dédiée à la science des données et à l’intelligence artificielle. Elle offre un environnement de travail interactif où les utilisateurs peuvent accéder à des jeux de données variés, créer et exécuter des notebooks en Python, et partager leurs projets avec une communauté internationale de data scientists. L’un des grands avantages de Kaggle est qu’il permet de travailler directement dans le Cloud, sans avoir besoin d’installer localement les outils ou bibliothèques nécessaires.[50]

Dans le cadre de ce projet, Kaggle a été choisi comme environnement de développement pour plusieurs raisons :

- Il fournit gratuitement des ressources matérielles puissantes, notamment l’accès à des GPU et TPU, ce qui est essentiel pour l’entraînement rapide de modèles de Deep Learning.
- Il intègre un large éventail de bibliothèques Python préinstallées (TensorFlow, PyTorch, scikit-learn, etc.), ce qui facilite le démarrage du projet sans configuration complexe.
- Il offre une interface conviviale pour la gestion des fichiers, la visualisation des résultats et la collaboration.
- Enfin, la possibilité de partager facilement les notebooks permet de favoriser la reproductibilité et l’échange au sein de la communauté scientifique.

### 3.1.2 Visual Studio Code

Visual Studio Code (VS Code) est un éditeur de code source développé par Microsoft, disponible gratuitement et compatible avec plusieurs systèmes d'exploitation comme Windows, Linux et Mac. Bien qu'il soit particulièrement apprécié des développeurs web, il supporte de nombreux langages de programmation notamment Python, C++, Java Script, et bien d'autres. VS Code propose de nombreuses fonctionnalités pratiques telles que la coloration syntaxique, l'auto complétion, la détection des erreurs en temps réel, la navigation facile dans le code. [51]

Dans le cadre de ce projet, VS Code a été utilisé comme environnement principal de développement, aussi bien pour la création de l'interface utilisateur (frontend) en HTML, CSS et JavaScript, que pour le développement du backend avec Flask en Python. Cet éditeur a permis de gérer efficacement le code source, d'exécuter et tester le serveur local, et de faciliter la coordination entre les différentes parties du projet.

### 3.1.3. PhpMyAdmin

PhpMyAdmin est un outil de gestion de bases de données MySQL largement utilisé dans par les développeurs web. Il propose une interface simple et intuitive qui permet d'administrer les bases sans avoir besoin de maîtriser les commandes SQL compliquées. Cet outil est particulièrement apprécié, notamment pour des sites comme WordPress, car il facilite grandement la gestion quotidienne des bases de données.[52]

## 3.2. Les outils logiciels

Pour ce projet, plusieurs langages de programmation ont été utilisés afin de répondre aux différentes exigences techniques.

Python est le langage principal pour le développement du modèle de détection des pathologies à partir des images ECG, grâce à sa richesse en bibliothèques dédiées à l'intelligence artificielle et au traitement d'images et le Framework Flask qui permettant de gérer les requêtes, la communication avec la base de données et l'intégration du modèle d'IA.

HTML, CSS et JavaScript afin de concevoir une interface utilisateur claire et interactive. Le Backend, quant à lui, a été développé en Python avec le Framework Flask, permettant de gérer les requêtes, la communication avec la base de données et l'intégration du modèle d'IA.

Enfin, SQL a été utilisé pour la gestion et l'interrogation de la base de données, assurant le stockage sécurisé de l'information patiente, des consultations, des images ECG et des rapports générés.

### 3.2.1. Python

Le langage Python est un langage de programmation open source, multiplateforme et orienté objet. Il est très polyvalent : grâce à de nombreuses bibliothèques, il peut être utilisé dans différentes domaines comme le développement de logiciels, l'analyse de données ou encore l'administration de systèmes.

C'est un langage interprété, ce qui signifie que le code peut être exécuté sur n'importe quel ordinateur, sans compilation préalable. Accessible aussi bien aux débutants qu'aux développeurs expérimentés, Python permet de concevoir des programmes de façon simple, rapide et efficace.[53]

### 3.2.2. HTML ,CSS, JS

HTML, CSS et JavaScript sont trois langages essentiels dans le développement web. L'HTML permet l'affichage des informations de la page sur le navigateur, le CSS met en page son contenu et le JavaScript intègre les animations et spécifie les interactions entre les éléments. Ces langages sont complémentaires et souvent utilisés ensemble par les développeurs pour créer des sites web dynamiques et modernes.[54]

### 3.2.3. SQL

Le SQL est un langage conçu pour interagir avec des bases de données relationnelles. Il permet d'accéder aux données, de les organiser, de les modifier ou encore de les analyser, selon les besoins.

Avec SQL, on peut effectuer une grande variété d'opérations : ajouter ou supprimer des données, mettre à jour des informations existantes, créer ou modifier la structure des tables, et

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

même gérer les autorisations d'accès. Autrement dit, c'est l'outil de base pour toute manipulation de données dans un système relationnel.[55]

### 3.3. Bibliothèques et Framework

| Bibliothèques                           | Fonction principale   |
|---|---|
| Pandas                                  | Manipulation, nettoyage et analyse de données , lecture CSV/XLSX, nettoyage                               |
| Numpy                                   | Calculs numériques rapides, manipulation de matrices, images.   |
| scipy.ndimage.gaussian_filter           | Applique un flou gaussien (utile pour visualisation ou nettoyage)   |
| tensorflow.keras.models.Sequential      | Création d'un modèle couche par couche  |
| LSTM, Bidirectional                     | Couches récurrentes pour séquences temporelles (ECG, texte)   |
| Dense, Dropout, Flatten                 | Couches classiques des réseaux  |
| Conv2D, MaxPooling2D, AveragePooling2D  | Couches convolutionnelles pour images   |
| Adam                                    | Optimiseur pour la descente de gradient   |
| classification_report, confusion_matrix | Évaluation des performances des modèles   |
| matplotlib.pyplot                       | Affichage de courbes de performance (loss, accuracy, etc.)  |
| Seaborn                                 | Visualisation avancée (heatmaps, matrice de confusion)  |
| Shap                                    | Explique les sorties d'un modèle en attribuant une importance à chaque caractéristique (pixel ou feature) |
| lime.lime_image                         | Fournit une explication locale pour une image en segmentant et en analysant l'effet de chaque région      |
| skimage.segmentation.slic / quickshift  | Méthodes de segmentation d'image utilisées par  |

|  | LIME   |
|--|--|
| <b>ResNet50, ResNet101, ResNet152</b>                | Import des 3 variantes de ResNet   |
| <b>GlobalAveragePooling2D, Dense, Dropout</b>        | Pour adapter la tête du modèle ResNet à la classification ECG  |
| <b>Resample</b>                                      | Pour équilibrer la base de données si elle est déséquilibrée.  |
| <b>train_test_split (de sklearn.model_selection)</b> | Séparation du dataset en données d'entraînement et de test/validation.   |
| <b>jQuery (\$)</b>                                   | Utilisé dans tous les fichiers sauf patient-list.js et script.js.<br><br>pour simplifier la manipulation DOM, les événements et les requêtes AJAX. |
| <b>Litepicker</b>                                    | Utilisé dans dashboard.js.<br><br>Un sélecteur de date léger.  |
| <b>jsPDF</b>   | Utilisé dans ecg-analysis.js, patient-list.js et consultation.html.<br><br>Bibliothèque pour générer des PDFs en JavaScript.                       |
| <b>SweetAlert2</b>                                   | Utilisé dans consultation.html<br><br>Pour afficher des alertes stylisées.   |
| <b>Font Awesome</b>                                  | Utilisé dans tous les fichiers<br><br>Pour les icônes (<i class="fas fa-...">).  |
| <b>fetch()</b>                                       | pour les requêtes AJAX   |
| <b>localStorage</b>                                  | pour le stockage local   |
| <b>Flask</b>   | Framework web principal.   |
| <b>render_template</b>                               | Pour rendre des templates HTML.  |

---

---

|                        |                              |
|------------------------|------------------------------|
| <b>Request</b>         | Gérer les requêtes HTTP.     |
| <b>Jsonify</b>         | Retourner des réponses JSON. |
| <b>mysql.connector</b> | Connexion à MySQL.           |

**Tableau 4.1. Bibliothèques et frameworks.**

### 4. Evaluation des modèles de classification

Dans cette section, On présente les principaux hyperparamètres utilisés pour l'entraînement de chaque architecture (CNN, CNN+LSTM, ResNet), incluant notamment le taux d'apprentissage, le nombre d'époques, la Taille de lot, et d'autres paramètres pertinents, regroupés sous forme de tableau pour une meilleure lisibilité.

#### 4.1. Taux de classification

C'est le pourcentage de bonnes prédictions faites par le modèle.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{VP} + \text{VN}}{\text{VP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{VN}}$$

#### 4.2. Précision

C'est le pourcentage des prédictions positives qui sont réellement correctes.

$$\text{Précision} = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FP}}$$

#### 4.3. Perte

C'est une mesure de l'erreur du modèle. Plus la perte est faible, meilleur est le modèle.

$$\text{Loss} = - \sum_{x \in \text{classes}} y \log(y')$$

- $y$  est la vraie valeur,  $y'$  est la prédiction du modèle.

### 4.4. F1 score

C'est une moyenne harmonique entre la précision et le rappel. Elle équilibre les deux.

$$F1 = \frac{2 \times \text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

### 4.5. Rappel

C'est le pourcentage des vrais cas positifs que le modèle a bien détectés.

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{VP + FN}$$

On a utilisé le même taux d'apprentissage ,batch size et nombre d'époques dans tout les modèles :(Lr =0.001,batch size=32,nombre d'époques=30)

| Modèle            | Taux de classification(%) | Précision (%) | Perte  | F1 score(%) | rappel(%) |
|-------------------|---------------------------|---------------|--------|-------------|-----------|
| <b>CNN</b>        | 95.51                     | 95.9          | 0.262  | 95.57       | 95.51     |
| <b>CNN+LSTM</b>   | 94.73                     | 94.98         | 0.3296 | 94.78       | 94.73     |
| <b>ResNet 50</b>  | 89.45                     | 92.06         | 0.412  | 89.51       | 89.45     |
| <b>ResNet 101</b> | 87.11                     | 89.85         | 0.639  | 87.05       | 87.11     |
| <b>ResNet 152</b> | 57.81                     | 78.65         | 4.837  | 52.47       | 57.81     |

**Tableau 2.7.6.2.Résultats obtenus par les cinq modèles.**

À partir des résultats présentés dans le tableau ci-dessus, on constate que le modèle CNN obtient les meilleures performances globales avec une accuracy de 95,51 %, une précision de 95,9 % et une valeur de loss faible (0.262). Il montre un bon équilibre entre précision et rappel, ce qui le rend particulièrement fiable pour la classification des images ECG. Le modèle CNN-LSTM suit de près, avec des résultats légèrement inférieurs, mais reste performant avec un F1-score de 94,78 %, ce qui confirme sa capacité à bien gérer la dimension temporelle.

Les modèles ResNet 50 et ResNet 101, bien qu'efficaces en général, affichent une précision relativement bonne (92,06 % et 89,85 % respectivement), mais sont pénalisés par une perte

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

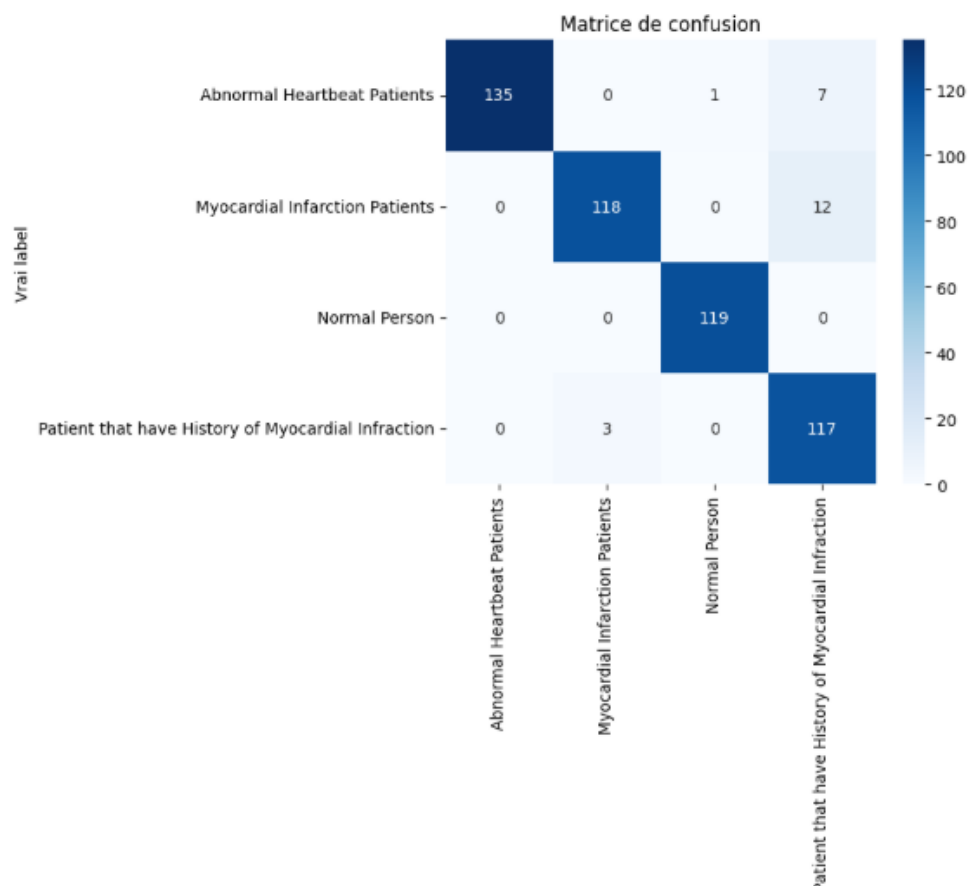
(loss) plus élevée et une rappel plus faible, traduisant une tendance à générer davantage de faux négatifs.

Enfin, le modèle ResNet 152 présente des performances nettement inférieures, avec une accuracy de 57,81 % et un loss très élevé (4.837).

### 5. Métriques de classification (VP, VN, FP, FN) par classe pour chaque architecture

Afin de mieux comprendre les performances réelles de chaque modèle, on a analysé les matrices de confusion correspondantes. Ces matrices permettent d'évaluer en détail les faux positifs(FP), faux négatifs(FN), vrais positifs(VP) et vrais négatifs(VN), offrant ainsi une vision plus fine des erreurs de classification. Cette analyse est essentielle dans un contexte médical, où minimiser les faux diagnostics est primordial.

#### 5.1. Architecture CNN



2.7.6.1.matrice de confusion de CNN.

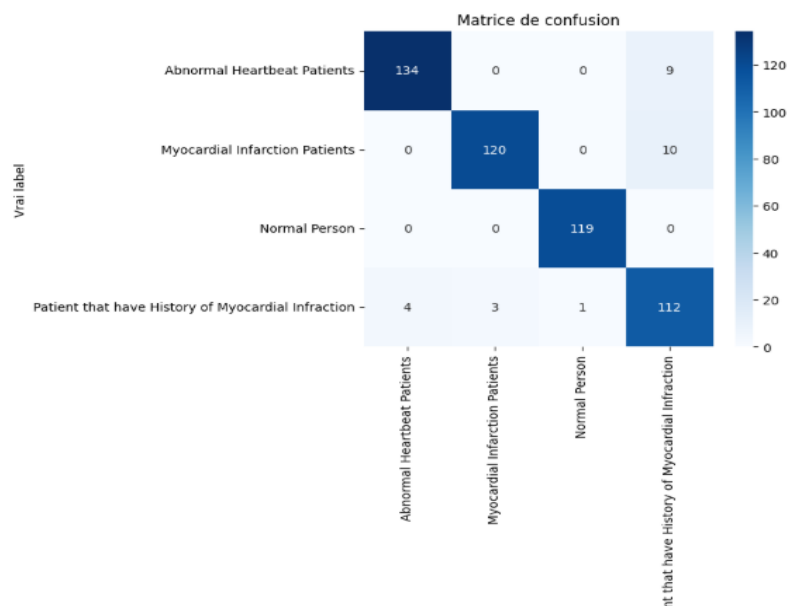
| Classe   | VP  | VN  | FP | FN |
|--|-----|-----|----|----|
| <b>Abnormal Heartbeat Patients (Classe 0)</b>      | 135 | 369 | 0  | 8  |
| <b>Myocardial Infarction Patients (Classe 1)</b>   | 118 | 379 | 3  | 12 |
| <b>Normal Person (Classe 2)</b>                    | 119 | 392 | 1  | 0  |
| <b>History of Myocardial Infarction (Classe 3)</b> | 117 | 373 | 19 | 3  |

Tableau 4.3. Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture CNN.

Le tableau 3 présente les métriques de classification pour le modèle CNN sur les quatre classes.

On observe que les classes "Normal Person" et "Abnormal Heartbeat" sont bien détectées, avec un nombre élevé de VP (119 et 135 respectivement) et très peu de FN (0 et 8), ce qui indique une bonne capacité de détection. En revanche, la classe "History of Myocardial Infarction" présente une valeur relativement élevée de faux positifs (FP = 19), traduisant une confusion fréquente avec d'autres classes pathologiques. Globalement, le modèle CNN affiche des performances équilibrées, avec une bonne sensibilité sur la majorité des classes.

## 5.2. Architecture CNN-LSTM



2.7.6.2. matrice de confusion de CNN-Lstm

| Classe   | VP  | VN  | FP | FN |
|--|-----|-----|----|----|
| <b>Abnormal Heartbeat Patients (Classe 0)</b>      | 134 | 365 | 4  | 9  |
| <b>Myocardial Infarction Patients (Classe 1)</b>   | 120 | 379 | 3  | 12 |
| <b>Normal Person (Classe 2)</b>                    | 119 | 392 | 1  | 0  |
| <b>History of Myocardial Infarction (Classe 3)</b> | 112 | 373 | 19 | 8  |

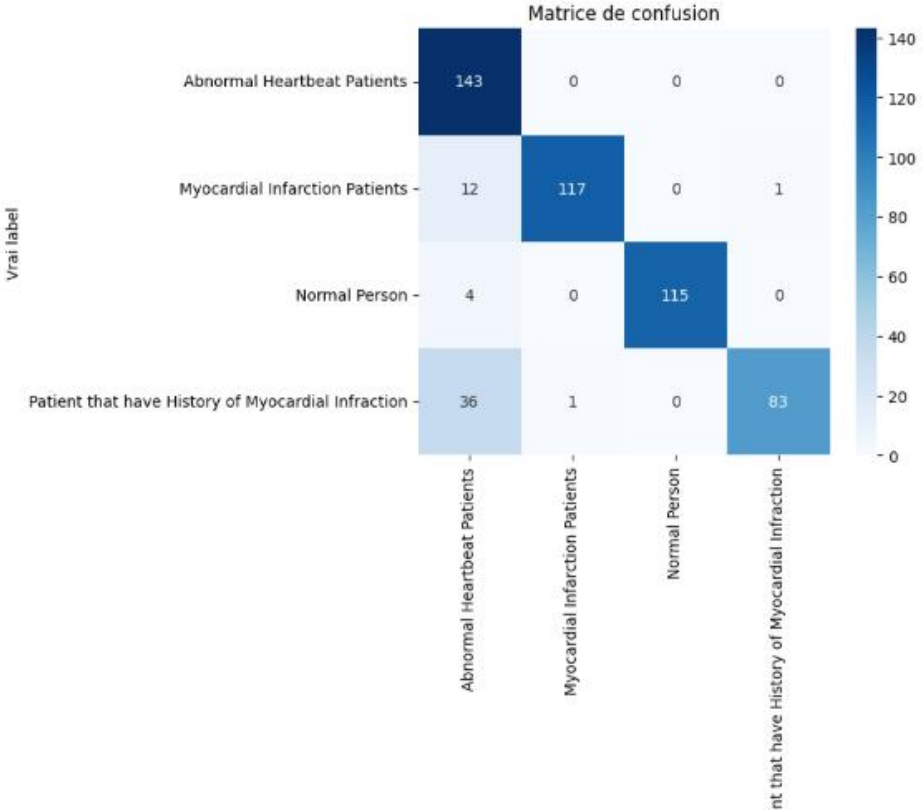
**Tableau 4.4. Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture CNN-LSTM.**

Le modèle CNN-LSTM présente des résultats proches de ceux du CNN, avec des VP élevés pour les classes "Normal Person" (119) et "Abnormal Heartbeat" (134), ainsi qu'un faible nombre de FN.

Cependant, les FP dans la classe "History of Myocardial Infarction" restent élevés (FP = 19), et on note une légère dégradation des performances sur la classe "Abnormal Heartbeat" (FN = 9).

Ce modèle démontre une bonne capacité de généralisation, tout en maintenant une stabilité acceptable sur les classes normales et pathologiques.

5.3. Architecture ResNet50



2.7.6.3.matrice de confusion de ResNet50.

| Classe   | VP  | VN  | FP | FN |
|--|-----|-----|----|----|
| <b>Abnormal Heartbeat Patients (Classe 0)</b>      | 143 | 315 | 52 | 0  |
| <b>Myocardial Infarction Patients (Classe 1)</b>   | 117 | 381 | 1  | 13 |
| <b>Normal Person (Classe 2)</b>                    | 115 | 393 | 0  | 4  |
| <b>History of Myocardial Infarction (Classe 3)</b> | 83  | 391 | 1  | 73 |

**Tableau 4.5 Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture ResNet50.**

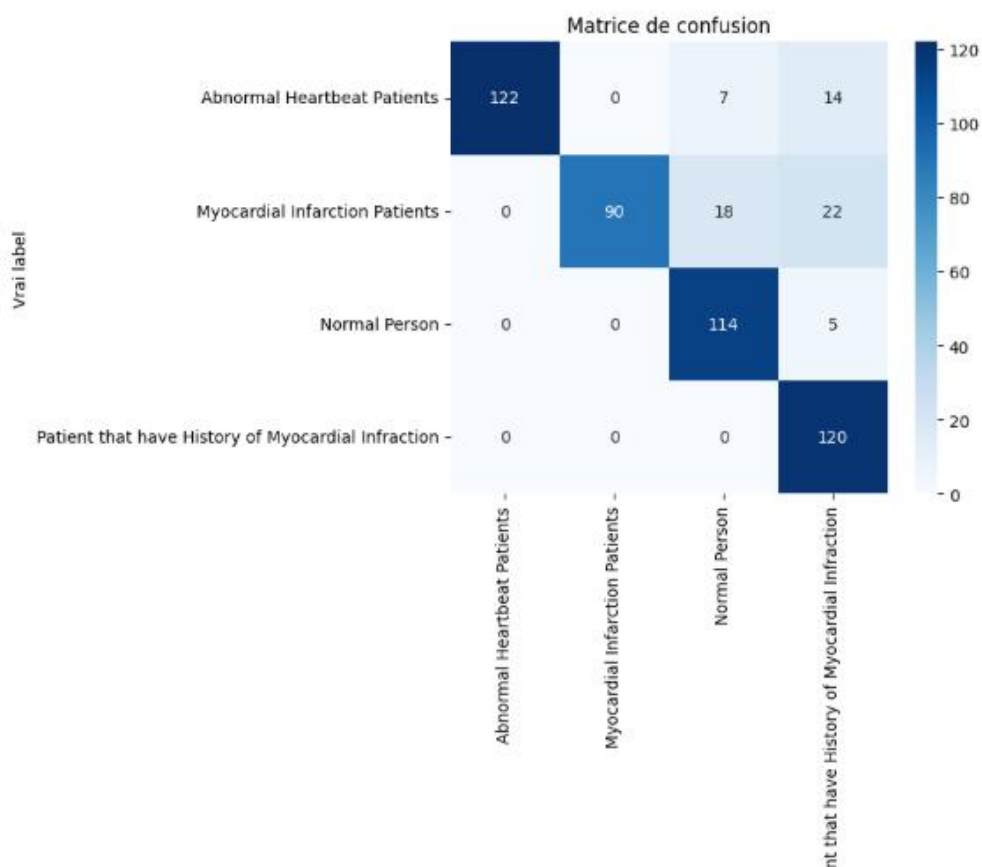
Les performances du modèle ResNet50 varient fortement selon les classes.

Il montre une excellente sensibilité pour la classe "Abnormal Heartbeat" (VP = 143, FN = 0), mais avec un grand nombre de faux positifs (FP = 52), ce qui nuit à la précision.

Les performances sur la classe "Normal Person" restent bonnes (VP = 115, FN = 4), tandis que la classe "History of Myocardial Infarction" est mal détectée (FN = 37), montrant une confusion avec d'autres états.

Ce modèle semble avoir une tendance à surclassifier certaines classes anormales.

5.4.Architecture ResNet101



2.7.6.4.matrice de confusion de ResNet101

| Classe   | VP  | VN  | FP | FN |
|--|-----|-----|----|----|
| <b>Abnormal Heartbeat Patients (Classe 0)</b>      | 122 | 369 | 0  | 21 |
| <b>Myocardial Infarction Patients (Classe 1)</b>   | 90  | 382 | 0  | 40 |
| <b>Normal Person (Classe 2)</b>                    | 114 | 368 | 25 | 5  |
| <b>History of Myocardial Infarction (Classe 3)</b> | 120 | 351 | 41 | 0  |

Tableau 4.6.Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture ResNet101.

Le modèle ResNet101 démontre des performances plus contrastées.

Il présente une bonne détection des classes "Normal Person" et "History of Myocardial Infarction" (VP = 114 et 120 respectivement), mais avec un nombre élevé de faux positifs

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

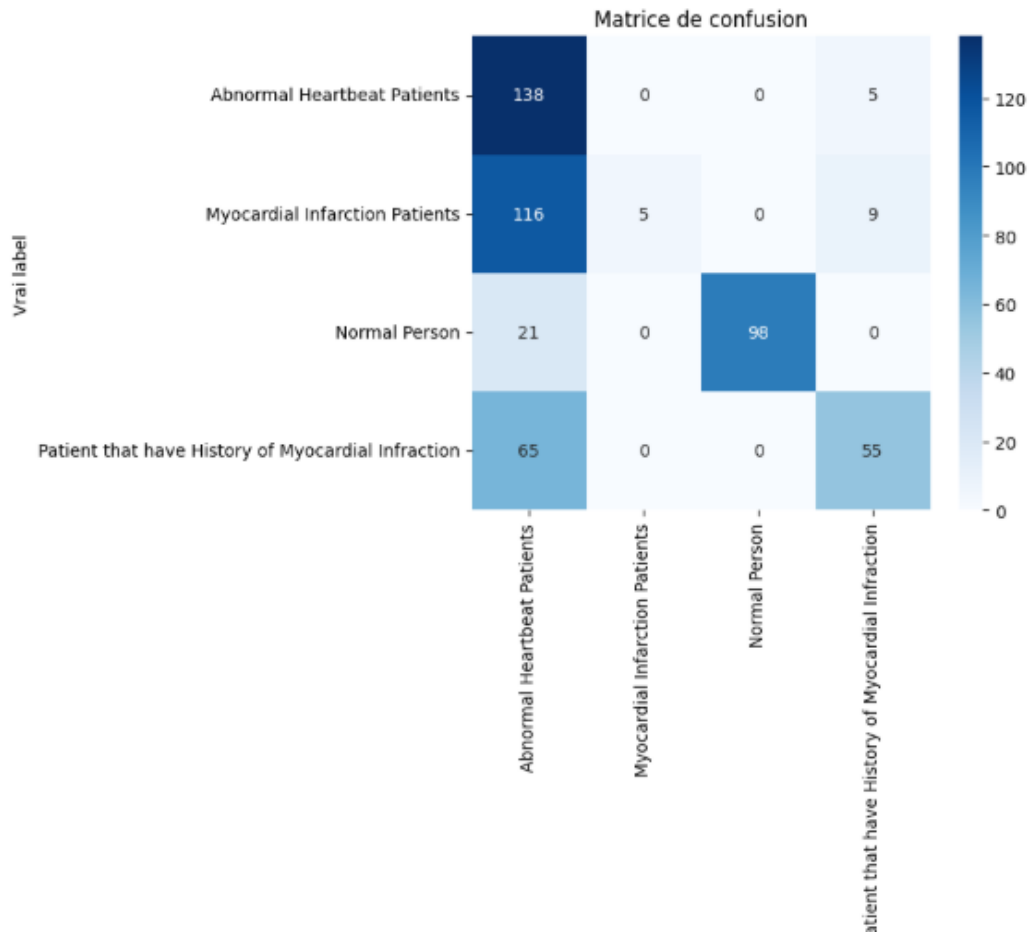
---

pour la classe normale (FP = 25), ce qui diminue la précision.

La classe "Myocardial Infarction" est sous-détectée (FN = 40), traduisant une difficulté à différencier ce type de patient.

Ce modèle semble moins fiable pour certaines classes cliniquement proches.

### 5.5.Architecture ResNet152



#### 2.7.6.5.matrice de confusion de ResNet152.

| Classe   | VP  | VN  | FP  | FN  |
|--|-----|-----|-----|-----|
| <b>Abnormal Heartbeat Patients (Classe 0)</b>      | 138 | 167 | 202 | 5   |
| <b>Myocardial Infarction Patients (Classe 1)</b>   | 5   | 382 | 0   | 125 |
| <b>Normal Person (Classe 2)</b>                    | 98  | 393 | 0   | 21  |
| <b>History of Myocardial Infarction (Classe 3)</b> | 22  | 378 | 14  | 65  |

**Tableau 2.7.6.7. Paramètres de matrice de confusion pour l'architecture ResNet152.**

Enfin, le modèle ResNet152 affiche des résultats hétérogènes. Bien qu'il détecte correctement les patients "Normal Person" (VP = 98, FN = 21), ses performances sur les autres classes sont dégradées.

On note particulièrement une très mauvaise détection de la classe "Myocardial Infarction" (VP = 5, FN = 125), avec également de nombreux FP pour la classe "Abnormal Heartbeat" (FP = 202).

Ces résultats indiquent une instabilité importante, avec une forte tendance à la confusion inter-classes.

A partir des métriques issues des matrices de confusion, le modèle CNN se démarque par ses performances stables et équilibrées sur l'ensemble des classes. Il affiche une capacité fiable à détecter correctement les patients normaux comme ceux présentant des anomalies, tout en limitant les erreurs de classification.

Ainsi, on a retenu ce modèle pour la suite de notre travail, notamment pour les étapes d'explicabilité du modèle à l'aide de méthodes visuelles, ainsi que pour le développement de notre application web qui permettant l'analyse des ECG de manière intuitive et interprétable.

### 6. Comparaison avec les travaux existants utilisant la même base de données de notre travail

D'après notre recherche, aucun travail académique publié à ce jour n'a exploité spécifiquement la base de données NHF-Bangladesh 2023 disponible sur kaggle.

Cela confère à notre étude un caractère original, notamment dans l'application de techniques de classification d'ECG à partir des images issues de cette base.

### 7. Analyse interprétative du modèle à l'aide des techniques d'IA explicable

afin de renforcer la confiance des utilisateurs finaux, notamment les professionnels de santé, dans les prédictions de notre système, nous avons intégré une démarche d'explicabilité multimodale. Cette étape vise à rendre les décisions du modèle compréhensibles, interprétables et justifiables dans un contexte clinique.

À cette fin, nous avons appliqué trois méthodes complémentaires d'explicabilité sur le modèle CNN retenu pour son efficacité : LIME, SHAP et Grad-CAM. Ces techniques permettent, chacune à leur manière, de visualiser ou de quantifier les éléments déterminants de l'image ECG ayant influencé la classification produite par le réseau de neurones.

Grâce à cette approche, nous offrons aux utilisateurs non seulement une prédiction automatique, mais également une interprétation transparente du raisonnement du modèle, renforçant ainsi sa crédibilité et son adoption en pratique médicale.

#### 7.1. LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations)



#### 2.7.6.6. Visualisation LIME

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

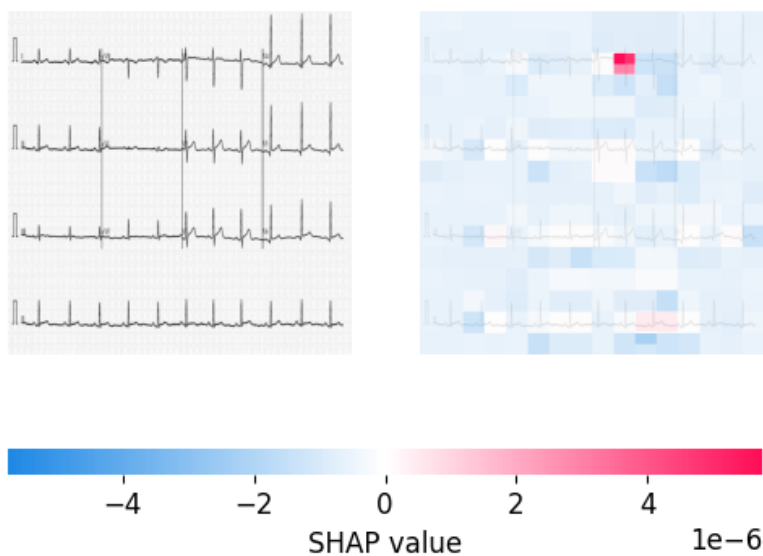
---

La figure 4.6 montre une image ECG classé comme “Normal Person” par notre modèle CNN. Les zones rouges surlignées correspondent aux régions de l’image ayant contribué à la décision du modèle, identifiées par une méthode d’explicabilité. On observe que ces activations sont localisées principalement autour de segments réguliers du signal, sans perturbation anormale. Cela suggère que le modèle a fondé sa décision sur des caractéristiques compatibles avec un rythme sinusal normal, ce qui est cohérent avec le diagnostic attendu.

Cette interprétation visuelle confirme que le modèle ne détecte pas de motifs pathologiques dans ce tracé et qu’il appuie sa prédiction sur des indices physiologiquement fiables.

### 7.2. SHAP (SHapley Additive exPlanations)

Explication pour la classe 'Normal' (Confiance: 100.00%)



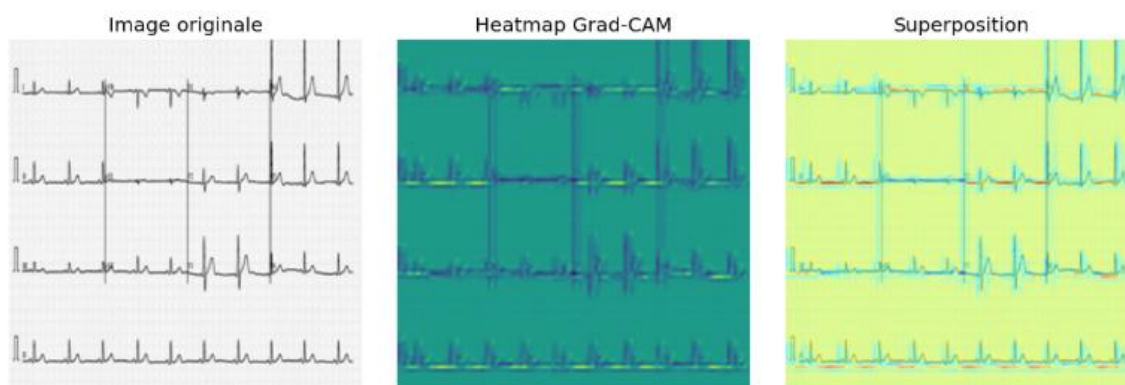
#### 2.7.6.7. Visualisation SHAP

la figure 4.7 illustre les résultats de la méthode SHAP appliquée à une image ECG classée avec certitude comme “Normal Person” par le modèle CNN.

À gauche, on observe l’image ECG d’origine. À droite, la carte de contribution SHAP, où chaque pixel est coloré selon son influence sur la prédiction. Les zones rouges indiquent les régions qui ont renforcé la décision “Normal”, tandis que les zones bleues signalent celles qui l’ont atténuée.

L'activation centrale en rouge suggère que le modèle s'appuie sur un segment du tracé ECG sans anomalies visibles, pour confirmer le caractère normal du rythme cardiaque. Les intensités très faibles des autres zones (autour de  $10^{-6}$ ) montrent que la décision repose essentiellement sur un point d'attention localisé, ce qui renforce la confiance dans une prédiction ciblée et justifiée.

### 7.3. Grad-Cam



#### 2.7.6.8. Visualisation GRAD-CAM

La figure 4.8 illustre les résultats de la méthode Grad-CAM appliquée à une image ECG classée comme “Normal Person” par le modèle CNN.

À gauche, on retrouve l'image ECG d'origine. Au centre, la carte de chaleur générée par Grad-CAM met en évidence les régions activées par le modèle lors de la prédiction. À droite, la superposition de la heatmap sur l'image ECG permet une visualisation intuitive des zones d'attention du réseau neuronal.

Les activations les plus intenses (en rouge) se concentrent autour des complexes QRS, ce qui suggère que le modèle base sa décision sur des segments physiologiquement significatifs. L'absence d'activation erratique ou dispersée renforce la fiabilité du modèle, en montrant qu'il cible des structures bien définies du signal ECG pour confirmer la normalité du tracé.

## 8. Interface collaborative

On a développé une interface collaborative dans le but de faciliter l'interaction entre les médecins et notre système de classification automatique d'ECG, en proposant une plateforme

à la fois simple, intuitive et adaptée à une utilisation clinique. Notre application permet notamment :

- Le téléversement d'images ECG directement depuis l'ordinateur du médecin,
- L'analyse automatique de ces images à l'aide de notre modèle de Deep Learning basé sur l'XAI,
- L'affichage des résultats de classification (pathologie détectée)
- La consultation d'un historique des analyses de patient.

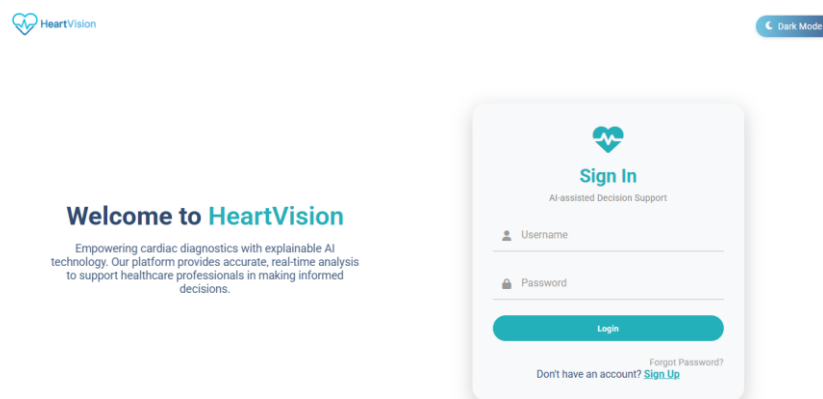
### 8.1. Aperçu de l'interface (captures d'écran)

Afin d'illustrer le fonctionnement de notre application, nous présentons ci-dessous quelques captures de l'interface :

#### 8.1.1. Interface de connexion (sign in)

##### 8.1.1.1. Page de connexion (sign in)

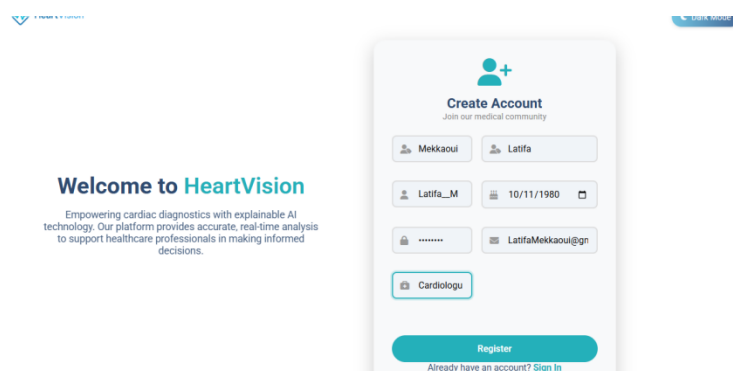
La Figure 4.9 illustre l'interface d'accueil de notre application HeartVision, conçue pour l'authentification des utilisateurs. Elle comporte une section de connexion (Sign In) qui inclut un champ pour le nom d'utilisateur (Username), un champ pour le mot de passe (Password) ainsi qu'un bouton Login permettant de valider l'accès à l'application. L'interface propose également des liens supplémentaires, notamment Forget Password?, qui permet de réinitialiser le mot de passe en cas d'oubli, et Don't have an account? Sign Up, redirigeant l'utilisateur vers la page de création de compte.



**Figure 4.9. Page de connexion (sign in)**

### 8.1.1.2. Page d'inscription (Create Account)

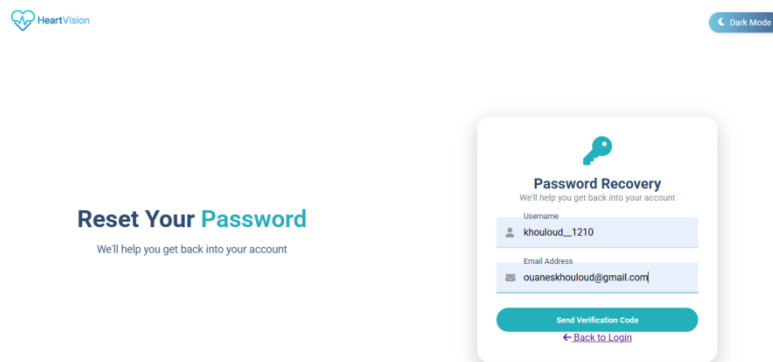
La Figure 4.10 présente le formulaire d'inscription, conçu pour permettre aux professionnels de santé de rejoindre la communauté médicale de l'application. Ce formulaire est structuré en deux parties principales. La première regroupe les informations personnelles, incluant le nom, le prénom, le pseudo, la date de naissance (sélectionnée via un menu déroulant) ainsi que l'adresse email. La seconde partie est dédiée à la spécialité médicale, avec un champ spécifique permettant d'indiquer. Enfin, des boutons d'action sont disponibles : Register pour valider l'inscription, et un lien *Already have an Account? Sign In* destiné aux utilisateurs disposant déjà d'un compte.



**Figure 4.10.**Page d'inscription (Create Account)

### 8.1.1.3. Demande de réinitialisation (Password Recovery)

La Figure 4.11 illustre la première étape du processus de réinitialisation du mot de passe. Cette interface présente un formulaire de récupération comportant un champ Username pré-rempli afin d'identifier le compte concerné, ainsi qu'un champ Email Address associé permettant la vérification de l'identité de l'utilisateur. Deux actions principales sont proposées : un bouton *Send Verification Code* pour déclencher l'envoi d'un code de vérification par email, et un lien *← Back to Login* permettant d'annuler l'opération et de revenir à la page de connexion



### 0.11. Demande de réinitialisation (Password Recovery)

#### 8.1.1.4. Envoi d'un Code de Vérification

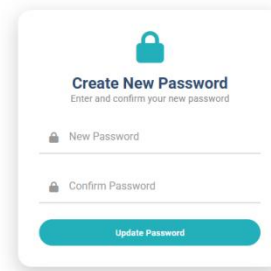
La Figure 4.12 illustre l'étape de saisie et de validation du code à usage unique (*OTP*), envoyé préalablement par email ou SMS. Ce code, valable pour une durée limitée (généralement entre 5 et 15 minutes), doit être saisi par l'utilisateur dans le champ prévu à cet effet. Une fois le code l'utilisateur clique sur le bouton Verify Code pour procéder à la vérification. Si le code est incorrect ou expiré, un message d'erreur apparaît. En cas de non-réception ou d'expiration du code, l'interface propose une option Resend Code, permettant à l'utilisateur de demander l'envoi d'un nouveau code de vérification.

#### 8.1.1.5. Création d'un nouveau mot de passe (Create New Password)

La Figure 4.13 présente l'interface dédiée à la définition d'un nouveau mot de passe. Elle invite l'utilisateur à saisir puis à confirmer son nouveau mot de passe, conformément aux instructions affichées. Deux champs de saisie sont disponibles : le champ New Password, laissé vide pour permettre l'introduction du nouveau mot de passe, et le champ *Confirm Password*, généralement pré-rempli pour simplifier la confirmation. Une fois les champs complétés, l'utilisateur peut valider l'opération en cliquant sur le bouton Update Password, finalisant ainsi le processus de réinitialisation.

### Reset Your Password

We'll help you get back into your account



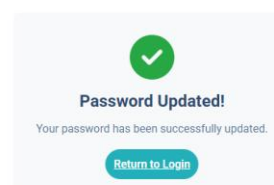
## 0.12.Création d'un nouveau mot de passe

### 8.1.1.6. Confirmation de réussite

La Figure 4.14 conclut le processus de réinitialisation du mot de passe en affichant un message de succès confirmant que le mot de passe a été mis à jour avec succès (Your password has been successfully updated). L'interface propose également un bouton Return to Login, permettant à l'utilisateur d'être redirigé vers la page d'authentification afin de se connecter avec ses nouvelles informations d'accès

### Reset Your Password

We'll help you get back into your account



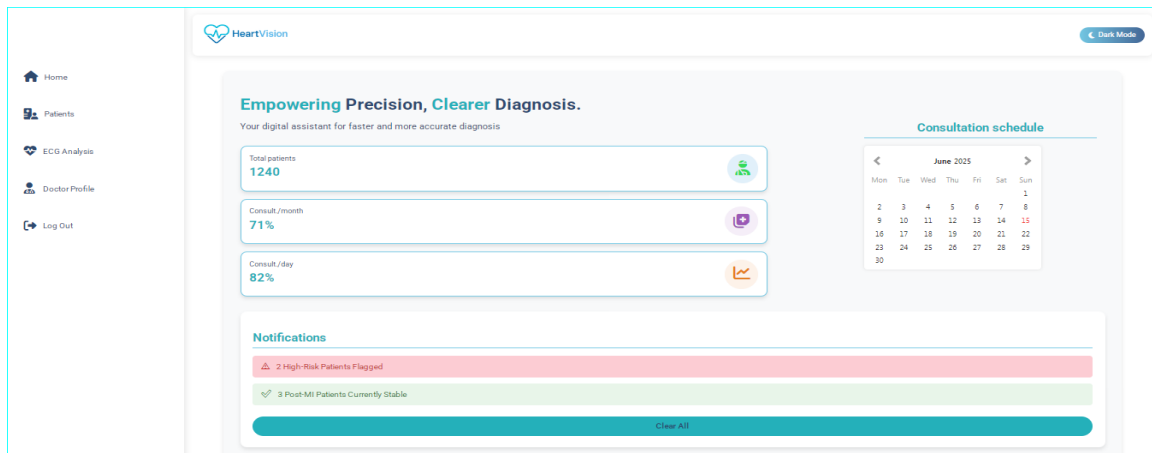
## 0.13.Création d'un nouveau mot de passe

### 8.1.2. Page d'accueil

La Figure 4.15 présente l'écran d'accueil de l'application HeartVision, soigneusement structuré pour offrir une vue synthétique et fonctionnelle. En haut de l'interface, l'en-tête met en valeur un message inspirant avec le titre "Empowering Precision, Clearer Diagnosis" (Précision et diagnostics clairs), accompagné du sous-titre "Your digital assistant for faster and more accurate diagnosis" (Assistant numérique pour des diagnostics plus rapides et

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

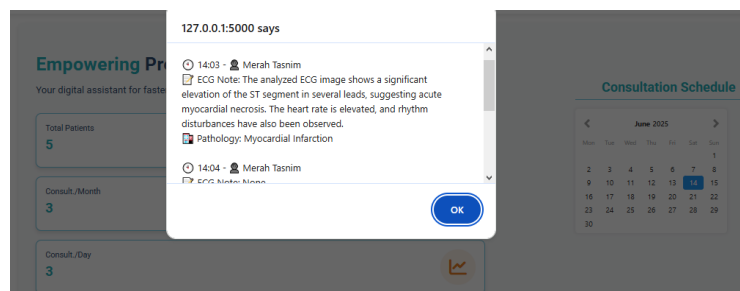
précis). Juste en dessous, un calendrier de consultation affiche les jours du mois (du 1 au 30), facilitant la planification et le suivi des rendez-vous. La section suivante est consacrée à statistiques patientes, incluant le nombre total de patients enregistrés, le nombre de consultations effectuées par jour ainsi que par mois. Enfin, un système d'alertes permet de signaler l'état des patients, distinguant notamment ceux à haut risque et ceux considérés comme stables, afin d'orienter les priorités médicales.



### 0.14. Page d'accueil

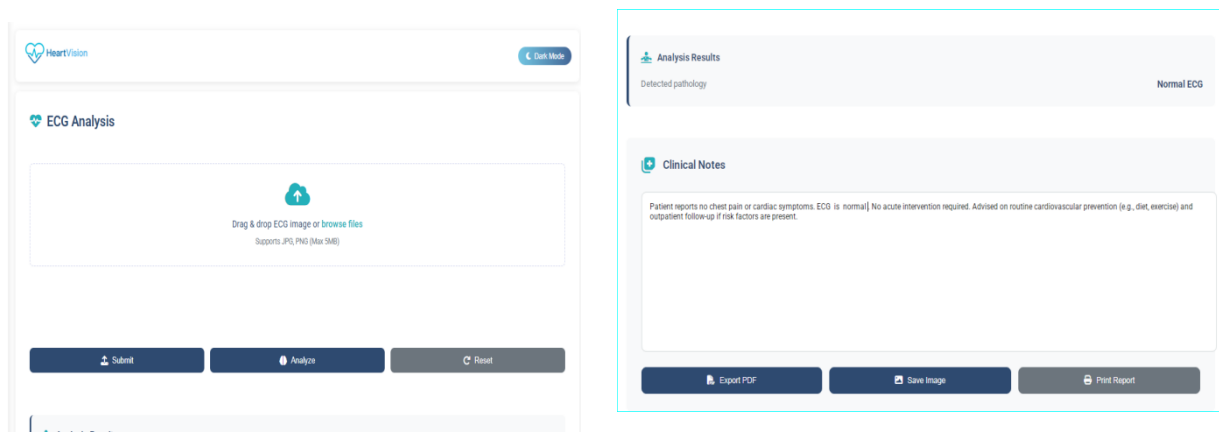
#### 8.1.2.1. Calendrier de consultation

La Figure 4.16 illustre l'interface calendrier de consultation qui s'affiche lorsque le médecin sélectionne une date précise dans le calendrier. Une fenêtre apparaît automatiquement, répertoriant toutes les consultations enregistrées ce jour-là. Pour chaque consultation, sont affichés l'heure, le nom du patient, la note ECG générée par le système, ainsi que la pathologie détectée. Cette interface permet ainsi au médecin d'obtenir un aperçu rapide, clair et organisé des activités médicales planifiées pour la journée.



### 0.15. Calendrier de consultation

### 8.1.3. Interface d'analyse ECG

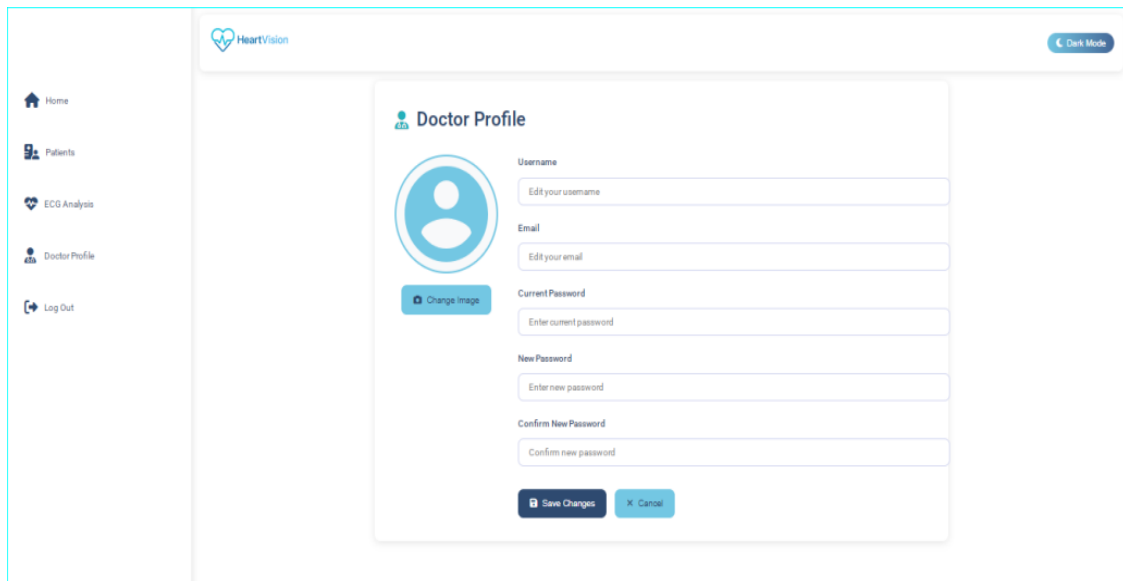


### 0.16. Interface d'analyse ECG

Les **figures 4.17** montrent la page d'analyse ECG de notre application web collaborative. Cette interface permet au médecin de réaliser une analyse rapide d'un électrocardiogramme en important simplement une image (au format JPG ou PNG). Une fois l'image soumise, le modèle basé sur l'XAI effectue une prédiction automatique et fournit des notes cliniques lisibles. L'utilisateur peut ensuite exporter les résultats au format PDF, sauvegarder l'image ou imprimer un rapport.

### 8.1.4. Profile médecin

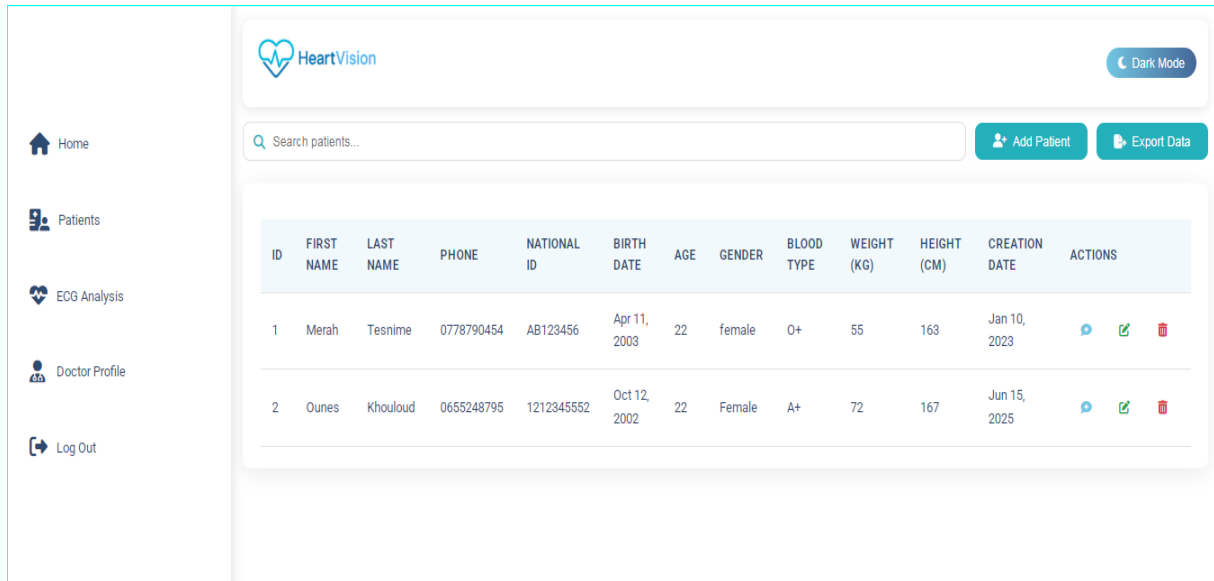
La figure 4.18 montre l'interface dédiée à la gestion du profil du médecin. Cette page permet au praticien de modifier ses informations personnelles telles que le nom d'utilisateur, l'adresse e-mail, ainsi que le mot de passe. Il est également possible de changer la photo de profil. Cette fonctionnalité renforce la personnalisation de l'expérience utilisateur tout en assurant un accès sécurisé et individualisé à la plateforme.



### 0.17.profil médecin

#### 8.1.5. Liste patients

La Figure 4.19 illustre une interface présentant la liste des patients sous forme de tableau structuré, offrant une gestion claire et interactive des données médicales. En haut de l'écran, une barre de recherche permet de filtrer dynamiquement la liste à l'aide du champ "Search patients...". Le tableau des patients comprend plusieurs colonnes essentielles : ID, prénom, nom, numéro de téléphone, numéro d'identité nationale, date de naissance, âge, genre, groupe sanguin, poids, taille, ainsi que la date d'enregistrement. Trois types d'actions sont disponibles pour chaque patient : un bouton rouge avec une icône de poubelle permet de supprimer définitivement le patient après confirmation, un bouton vert avec une icône de crayon ouvre un formulaire pour modifier certaines informations comme le téléphone, le poids, et enfin un bouton bleu permet d'accéder à l'interface de consultation complète, comprenant l'historique médical du patient ainsi que les résultats d'analyses ECG.



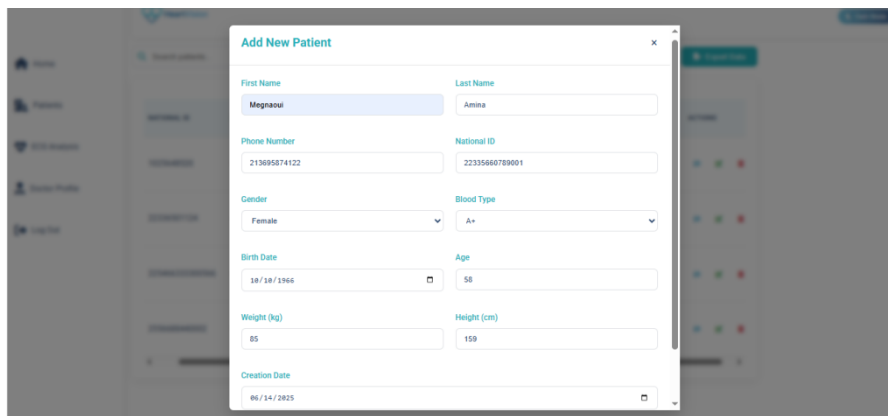
The screenshot shows the HeartVision web application interface. On the left is a sidebar with navigation options: Home, Patients, ECG Analysis, Doctor Profile, and Log Out. The main content area features the HeartVision logo, a search bar for patients, and buttons for 'Add Patient' and 'Export Data'. Below this is a table listing two patients with their personal and medical details.

| ID | FIRST NAME | LAST NAME | PHONE      | NATIONAL ID | BIRTH DATE   | AGE | GENDER | BLOOD TYPE | WEIGHT (KG) | HEIGHT (CM) | CREATION DATE | ACTIONS  |
|----|------------|-----------|------------|-------------|--------------|-----|--------|------------|-------------|-------------|---------------|--|
| 1  | Merah      | Tesnime   | 0778790454 | AB123456    | Apr 11, 2003 | 22  | female | O+         | 55          | 163         | Jan 10, 2023  | <a href="#">📧</a> <a href="#">📄</a> <a href="#">🗑️</a> |
| 2  | Ounes      | Khouloud  | 0655248795 | 1212345552  | Oct 12, 2002 | 22  | Female | A+         | 72          | 167         | Jun 15, 2025  | <a href="#">📧</a> <a href="#">📄</a> <a href="#">🗑️</a> |

### 0.18. liste patients

#### 8.1.5.1. Ajouter un nouveau patient (Add new patient)

La Figure 4.20 illustre l'interface d'ajout d'un nouveau patient, conçue pour permettre au médecin de renseigner l'ensemble des informations nécessaires à l'enregistrement d'un dossier médical. Cette interface offre des champs de saisie permettant d'entrer le nom et le prénom du patient, d'enregistrer son numéro de téléphone et son numéro d'identité nationale. Le médecin peut également sélectionner le sexe, indiquer le groupe sanguin, préciser la date de naissance, et saisir ou calculer automatiquement l'âge. Enfin, les champs poids complètent le formulaire, assurant un enregistrement complet et structuré des données du patient.



The screenshot shows the 'Add New Patient' form. It contains the following fields and values:

- First Name: Megnaoui
- Last Name: Amina
- Phone Number: 213695874122
- National ID: 2235660789001
- Gender: Female
- Blood Type: A+
- Birth Date: 18/10/1966
- Age: 58
- Weight (kg): 85
- Height (cm): 159
- Creation Date: 06/14/2025

### 0.19. Ajouter patients

### 8.1.6. Consultation patient interface

La section illustrée par la Figure 4.20 (a à e) présente l'interface complète de gestion des consultations médicales dans *HeartVision*, offrant une vue détaillée et structurée du parcours de soin d'un patient.

La page principale de consultation (a) affiche en en-tête les informations démographiques et médicales clés du patient, telles que l'identifiant, l'âge, le sexe et le groupe sanguin. Elle comprend également une section dédiée à l'importation des fichiers ECG, acceptant plusieurs formats (PDF, JPG, PNG, DICOM), ainsi qu'un encart *Historique* indiquant la date de la dernière visite médicale.

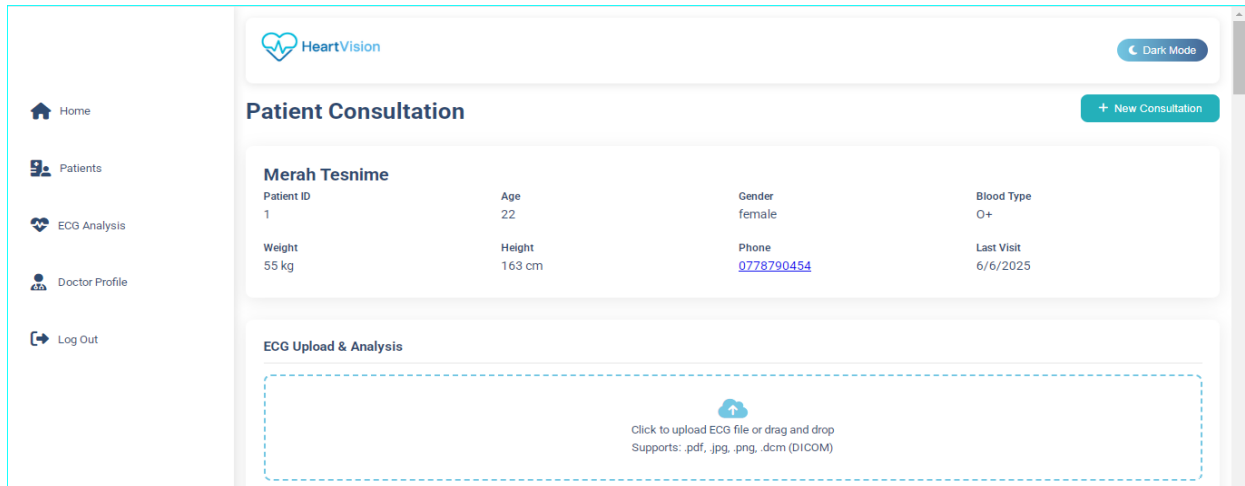
La sous-section résultats d'analyse ECG (b) affiche le nom du fichier ECG importé, suivi d'une analyse générée automatiquement par un modèle d'intelligence artificielle explicable (XAI). Des recommandations peuvent également être saisies manuellement par le médecin.

La section détails cliniques (c) présente les paramètres vitaux du patient, tels que la fréquence cardiaque (ex. : 78 bpm) et la tension artérielle (ex. : 120/80 mm Hg). Elle inclut également un champ pour les *notes du médecin*, où celui-ci peut décrire les anomalies observées, un espace pour rédiger une *ordonnance*, ainsi qu'une section *instructions de suivi* destinée à conseiller le patient après la consultation.

L'historique des consultations (d) propose une liste chronologique de toutes les consultations précédentes du patient, avec les dates correspondantes et les diagnostics posés. Deux fonctionnalités y sont intégrées : View Details pour visualiser le détail complet d'une consultation et Extract PDF pour exporter le rapport sous format PDF.

Enfin, la section détails d'une consultation spécifique (e) permet d'accéder à une synthèse complète et bien structurée de tous les éléments enregistrés lors d'une consultation donnée (ex. : celle du 14/06/2025), assurant ainsi une traçabilité complète du suivi médical.

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

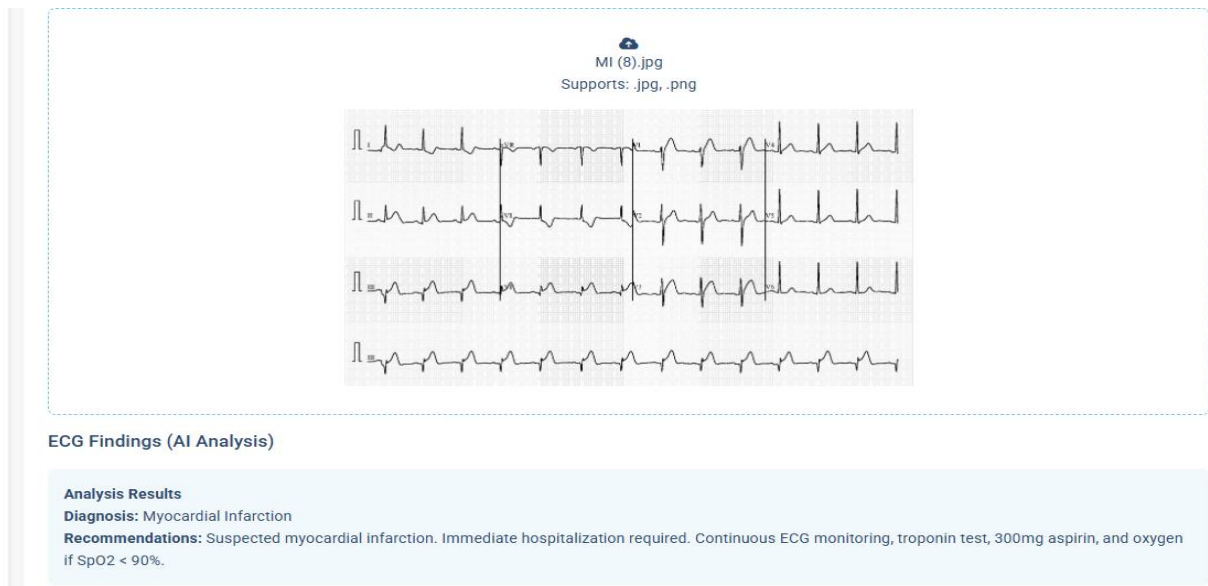


The screenshot shows the 'HeartVision' web application interface. On the left is a navigation sidebar with options: Home, Patients, ECG Analysis, Doctor Profile, and Log Out. The main content area is titled 'Patient Consultation' and includes a '+ New Consultation' button. Below this, patient details for 'Merah Tesnime' are displayed in a table:

| Patient ID | Age    | Gender     | Blood Type |
|------------|--------|------------|------------|
| 1          | 22     | female     | O+         |
| Weight     | Height | Phone      | Last Visit |
| 55 kg      | 163 cm | 0778790454 | 6/6/2025   |

Below the patient details is an 'ECG Upload & Analysis' section with a dashed border and an upload icon. The text below the icon reads: 'Click to upload ECG file or drag and drop. Supports: .pdf, .jpg, .png, .dcm (DICOM)'.

(a)



The screenshot shows the 'ECG Upload & Analysis' section with an uploaded ECG file named 'MI (8).jpg'. The file is displayed as a 4-lead ECG waveform on a grid. Below the waveform, the text reads: 'MI (8).jpg Supports: .jpg, .png'. Below the ECG image is the 'ECG Findings (AI Analysis)' section, which contains the following information:

**Analysis Results**  
**Diagnosis:** Myocardial Infarction  
**Recommendations:** Suspected myocardial infarction. Immediate hospitalization required. Continuous ECG monitoring, troponin test, 300mg aspirin, and oxygen if SpO2 < 90%.

(b)

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

|  |                                    |
|--|------------------------------------|
| Heart Rate (bpm)   | Blood Pressure                     |
| <input type="text" value="120"/>   | <input type="text" value="90/70"/> |
|  | <span>Normal</span>                |
| <b>Doctor's Notes</b>  |                                    |
| <p>The analyzed ECG image shows a significant elevation of the ST segment in several leads, suggesting acute myocardial necrosis. The heart rate is elevated, and rhythm disturbances have also been observed.</p>                             |                                    |
| <b>Prescription</b>  |                                    |
| <b>Medications</b>   |                                    |
| <p>Transfer to the cardiac intensive care unit (CICU) for continuous monitoring.<br/>Preparation for urgent coronary angiography for revascularization.<br/>Initiation of long-term treatment: beta-blockers, statins, and ACE inhibitors.</p> |                                    |
| <b>Follow-up Instructions</b>  |                                    |
| <p>Strict rest.<br/>Continuous cardiac rhythm monitoring.<br/>Regular cardiology follow-up after stabilization.</p>  |                                    |

(c)

Cancel Save Consultation Save as PDF

### Previous Consultations

6/14/2025

Heart Rate: 90 bpm  
Blood Pressure: 190/100  
Diagnosis: Abnormal Heartbeat

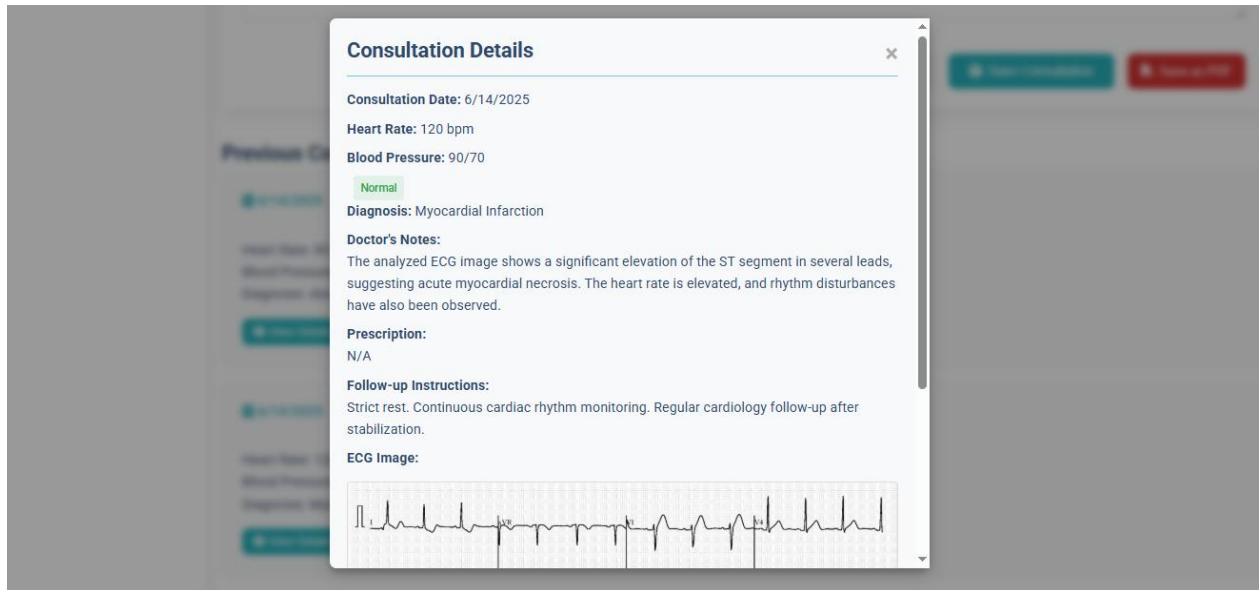
View Details Export PDF

6/14/2025

Heart Rate: 120 bpm  
Blood Pressure: 90/70  
Diagnosis: Myocardial Infarction

View Details Export PDF

(d)



(e)

**0.20.consultation patient interface : (a) Page Principale de Consultation ,(b) Résultats d'Analyse ECG,(c) Détails Cliniques,(d) Historique des Consultations ,(e) Détails d'une Consultation Spécifique.**

### 8.1.7. Conception du squelette d'interface : Header, Sidebar, Footer

Cette section décrit l'implémentation des composants fixes de l'interface utilisateur, qui sont présents sur l'ensemble des pages de l'application.

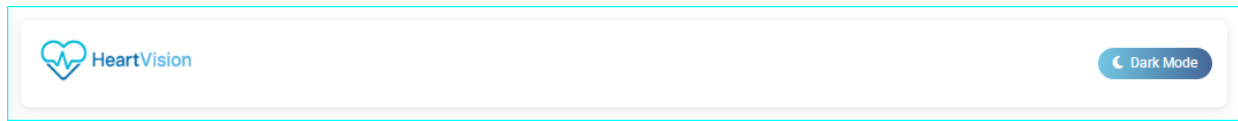
Il s'agit notamment du header (contenant le logo et le bouton d'activation du mode sombre), de la sidebar de navigation, ainsi que du footer qui affiche les informations générales du projet, y compris nos coordonnées de contact.

L'ensemble de ces éléments vise à offrir une navigation cohérente, une identité visuelle claire et une expérience utilisateur personnalisable, notamment grâce à l'intégration d'un mode sombre global.

#### 8.1.7.1. Header

Le header de l'application joue un rôle central dans la navigation et la personnalisation de l'interface utilisateur. Il intègre le logo de l'application ainsi qu'un bouton bascule (toggle) permettant de passer du mode clair au mode sombre, et inversement. Cette fonctionnalité vise à améliorer le confort visuel des utilisateurs, notamment lors de l'analyse d'ECG dans des environnements à faible luminosité. Ainsi, le header combine à la fois des éléments d'identité

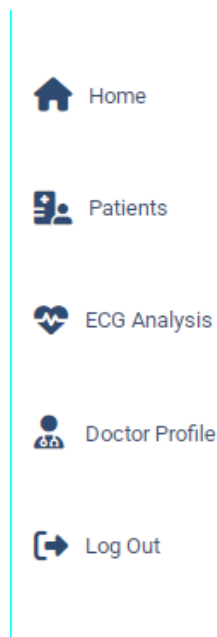
visuelle et des options de personnalisation, tout en facilitant la navigation globale au sein de l'application.



### 0.21. Le header

#### 8.1.7.2. Sidebar (barre latérale)

La Figure 4.22 illustre la barre latérale de navigation de notre application, conçue pour offrir un accès rapide et constant aux différentes sections du système. Elle permet à l'utilisateur de naviguer de manière fluide entre les modules essentiels, notamment l'écran d'accueil, la section d'analyse ECG, la liste des patients, ainsi que le profil du médecin. Cette barre de navigation persistante reste accessible quel que soit l'écran affiché, assurant ainsi une ergonomie optimale et une continuité dans l'utilisation de l'application.



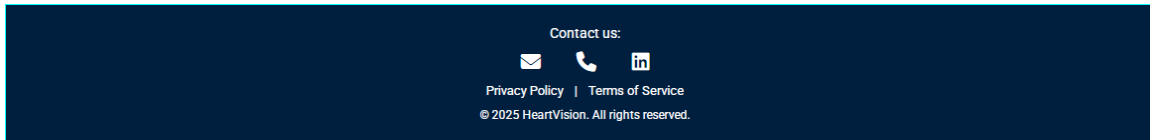
### 0.12.Sidebar

#### 8.1.7.3. Footer

La Figure 4.23 présente le pied de page (Footer) de notre application qui renforce l'aspect professionnel de l'interface. Ce pied de page affiche des informations générales sur le projet,

## Chapitre 4 : Expérimentations et résultats .

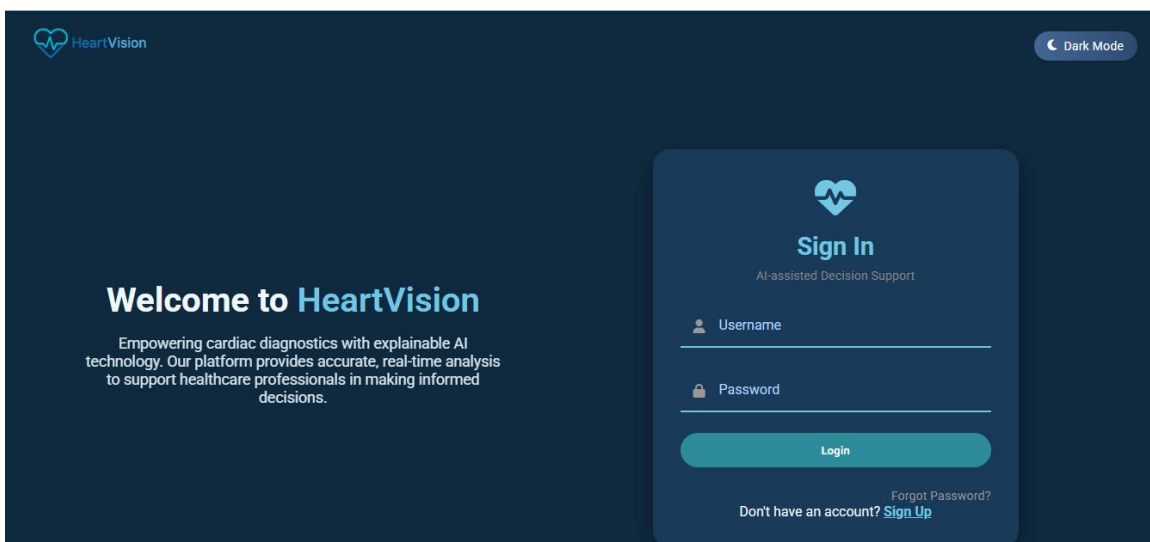
incluant notamment les crédits de développement ainsi qu'un lien de contact destiné aux utilisateurs souhaitant obtenir de l'aide ou poser des questions. Placé de manière discrète mais accessible, il contribue à structurer l'interface tout en offrant un accès aux ressources complémentaires.

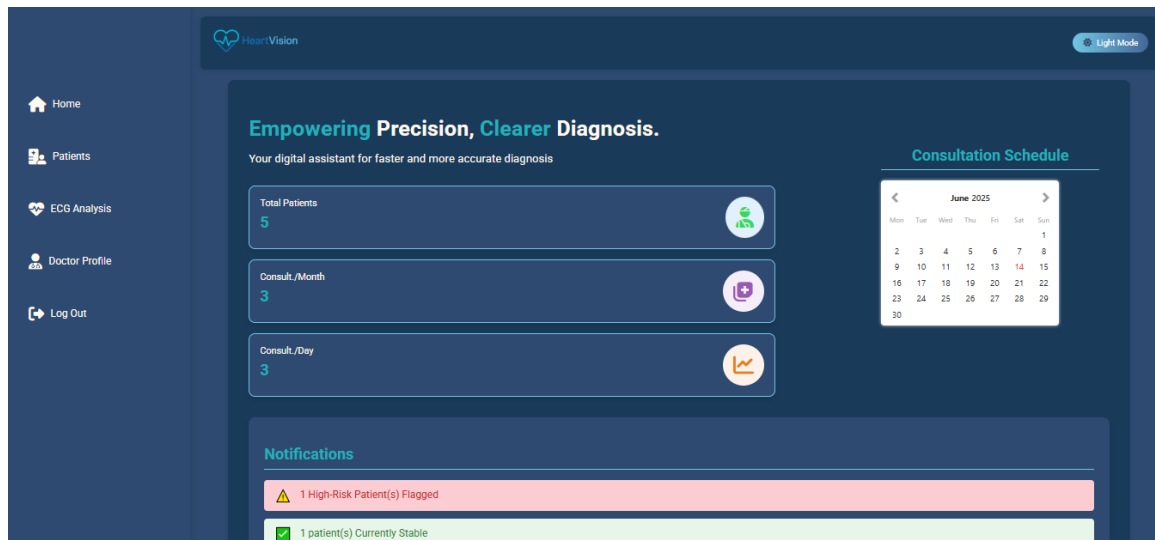


### 0.23.Footer

#### 8.1.7.4. Mode sombre (dark mode global)

La Figure 4.24 illustre l'activation du mode sombre au sein de l'application HeartVision. Cette fonctionnalité applique un thème sombre sur l'ensemble de l'interface, modifiant les couleurs de fond, de texte et d'éléments visuels afin de réduire la fatigue oculaire, notamment lors d'une utilisation prolongée ou dans des environnements à faible luminosité. Ce mode améliore ainsi le confort visuel tout en conservant l'ergonomie et la lisibilité des différentes sections de l'application.





### 0.24. mode sombre

## 9. Conclusion

Ce chapitre a permis de valider expérimentalement l'efficacité des modèles de Deep Learning pour la classification des images ECG, avec le modèle CNN émergent comme la solution la plus performante (95,51 % d'accuracy). L'analyse des matrices de confusion et l'application des méthodes XAI (LIME, SHAP, Grad-CAM) ont renforcé la fiabilité et l'interprétabilité des résultats, essentiels pour une adoption clinique. L'interface collaborative développée offre un outil pratique et intuitif pour les médecins, intégrant l'analyse automatisée. Ces travaux ouvrent la voie à des applications concrètes en diagnostic assisté, tout en soulignant l'importance de l'explicabilité dans les systèmes d'IA médicale.

---

**Chapitre**

---

**5**

**Business Model  
Canvas**

### 1. Proposition de valeur

Notre solution vise à résoudre plusieurs problèmes rencontrés par les professionnels de santé, tels que le manque de transparence dans les décisions prises par les systèmes d'intelligence artificielle, la difficulté d'obtenir un diagnostic rapide et précis, ainsi que le risque d'erreurs humaines lors de l'interprétation médicale. Pour y répondre, nous proposons un système basé sur l'IA explicable (XAI) qui fournit des prédictions justifiées à l'aide de visualisations claires, renforçant ainsi la confiance du médecin. Ce système permet également de gagner du temps grâce à la détection automatisée des pathologies et à la centralisation des dossiers médicaux. Contrairement aux solutions classiques, notre offre se distingue par l'intégration d'une IA explicable, un accès sécurisé via le cloud, et la génération de rapports médicaux modifiables et exportables. Ainsi, notre proposition unique de valeur repose sur un outil intelligent, fiable et explicable, qui simplifie à la fois le diagnostic médical et la gestion administrative des patients.

### 2. Segments de clients

Notre solution cible principalement les cliniques privées, les centres d'imagerie médicale ainsi que les hôpitaux publics. Ces structures de santé partagent des besoins communs : elles recherchent un outil de diagnostic intelligent, rapide, facile à utiliser, et capable de fournir des résultats fiables avec un haut niveau de sécurité des données.

Ce ciblage client est soutenu par l'approche B2B (Business to Business), car notre solution est destinée à être utilisée par des structures médicales professionnelles.

### 3. Relations avec les clients

Nous établissons avec nos clients une relation basée sur la confiance, la simplicité et la disponibilité. Ils attendent un service clair, un accompagnement lors de la prise en main, ainsi qu'un support réactif en cas de besoin. Actuellement, nous répondons à leurs demandes par appel, e-mail ou messagerie, et nous prenons en compte leurs retours pour améliorer notre solution. À l'avenir, nous comptons renforcer cette relation en intégrant un support en ligne interactif, en adaptant certaines fonctionnalités aux besoins de chaque structure médicale, et en envoyant des mises à jour ou des conseils utiles de manière régulière.

### 4. Canaux de distribution

Les canaux de distribution de notre projet ont été conçus pour répondre aux préférences de chaque segment de clientèle de manière efficace et ciblée. Pour toucher les utilisateurs finaux, nous privilégions une approche directe via des démonstrations sur le terrain, des présentations dans des conférences médicales, et une présence active sur une plateforme en ligne dédiée. Les cliniques privées sont plus réceptives aux actions menées sur les réseaux sociaux professionnels comme Facebook et LinkedIn, ainsi qu'aux visites personnalisées. Les hôpitaux publics et militaires, quant à eux, sont plus accessibles par le biais de dossiers de partenariat officiels, d'appels d'offres structurés et de rencontres lors d'événements spécialisés. En ce qui concerne les spécialistes médicaux, les échanges entre confrères, les webinaires thématiques et les publications scientifiques sont les canaux les plus pertinents. Pour améliorer l'expérience utilisateur, tous ces moyens sont intégrés dans un système unifié qui relie notre site web, nos réseaux sociaux et un service d'accompagnement multicanal (email, téléphone, WhatsApp), garantissant un suivi fluide, réactif et personnalisé.

### 5. Partenaires clés

Les partenaires clés de notre projet jouent un rôle essentiel dans le développement, l'adoption et l'amélioration continue de notre solution. Parmi eux, on compte principalement les professionnels de santé, qui apportent leur expertise médicale pour garantir la qualité et la précision des diagnostics, ainsi que les entreprises spécialisées dans les équipements médicaux, qui facilitent l'intégration technique de notre solution dans leur matériel, contribuant ainsi à son accessibilité et à la réduction des coûts logistiques. Ces partenariats stratégiques nous permettent d'accéder à des ressources précieuses, de renforcer notre crédibilité sur le marché médical, et d'améliorer notre proposition de valeur. Pour garantir un alignement durable avec nos partenaires, nous veillons à établir des contrats de collaboration clairs, basés sur des objectifs partagés. Nous adoptons une démarche coopérative, en impliquant nos partenaires dans le développement du projet, en adaptant notre solution à leurs besoins spécifiques, et en organisant des réunions régulières pour évaluer les progrès et ajuster les stratégies de manière conjointe. Ce modèle basé sur l'échange et la co-construction assure une relation équilibrée, bénéfique pour toutes les parties.

### 6. Les activités clés

Les activités clés de notre projet sont centrées sur la création de valeur médicale, technologique et humaine pour nos utilisateurs finaux. Parmi les actions principales, on retrouve le développement et l'optimisation du système intelligent de détection des pathologies, basé sur l'analyse des images médicale à l'aide de l'intelligence artificielle. Ce travail inclut la collecte et le traitement des données médicales, l'entraînement des modèles, ainsi que leur validation clinique en collaboration avec des professionnels de santé. Parallèlement, la mise en place d'une plateforme intuitive et sécurisée, permettant aux médecins d'ajouter des patients, de consulter les résultats, et de générer des rapports personnalisés, constitue une opération essentielle. D'autres activités importantes incluent la collaboration avec des experts médicaux pour assurer la fiabilité du diagnostic, l'assistance technique pour accompagner les utilisateurs, et la sensibilisation du secteur médical à travers des présentations, formations et webinaires. Ces actions permettent non seulement de livrer notre proposition de valeur de manière efficace, mais aussi de bâtir une solution fiable, utile et reconnue par la communauté médicale.

### 7. Ressources clés

Nos ressources clés sont organisées en trois catégories : humaines, matérielles et immatérielles, chacune jouant un rôle fondamental dans la réussite du projet. Sur le plan humain, nous comptons sur une équipe de développeurs spécialisés en intelligence artificielle appliquée à la santé, capables de concevoir des solutions sur mesure et innovantes, ainsi que sur des professionnels de santé (notamment des médecins) qui participent activement à la validation clinique de notre système, assurant sa fiabilité et sa pertinence médicale. Du côté des ressources matérielles, nous disposons d'ordinateurs performants et de serveurs capables de traiter efficacement de grandes quantités de données médicales, ainsi qu'une connexion internet stable permettant l'accès sécurisé aux services à distance. Concernant les ressources immatérielles, notre base de données d'images médicales constitue un atout stratégique pour l'entraînement et l'évaluation des modèles IA. Pour réussir, nous avons besoin d'outils avancés comme TensorFlow ou PyTorch pour le deep learning, et LIME ou Grad-CAM pour l'explicabilité. Des partenariats solides avec des professionnels de santé, des centres de soins pour les phases de test, et des fournisseurs de solutions d'hébergement sécurisé sont également essentiels. L'ensemble de ces ressources nous confère des avantages concurrentiels majeurs, tels qu'un haut niveau d'expertise, une validation médicale rigoureuse, et une

infrastructure technique robuste, qui renforcent la valeur, la crédibilité et l'efficacité de notre solution sur le marché.

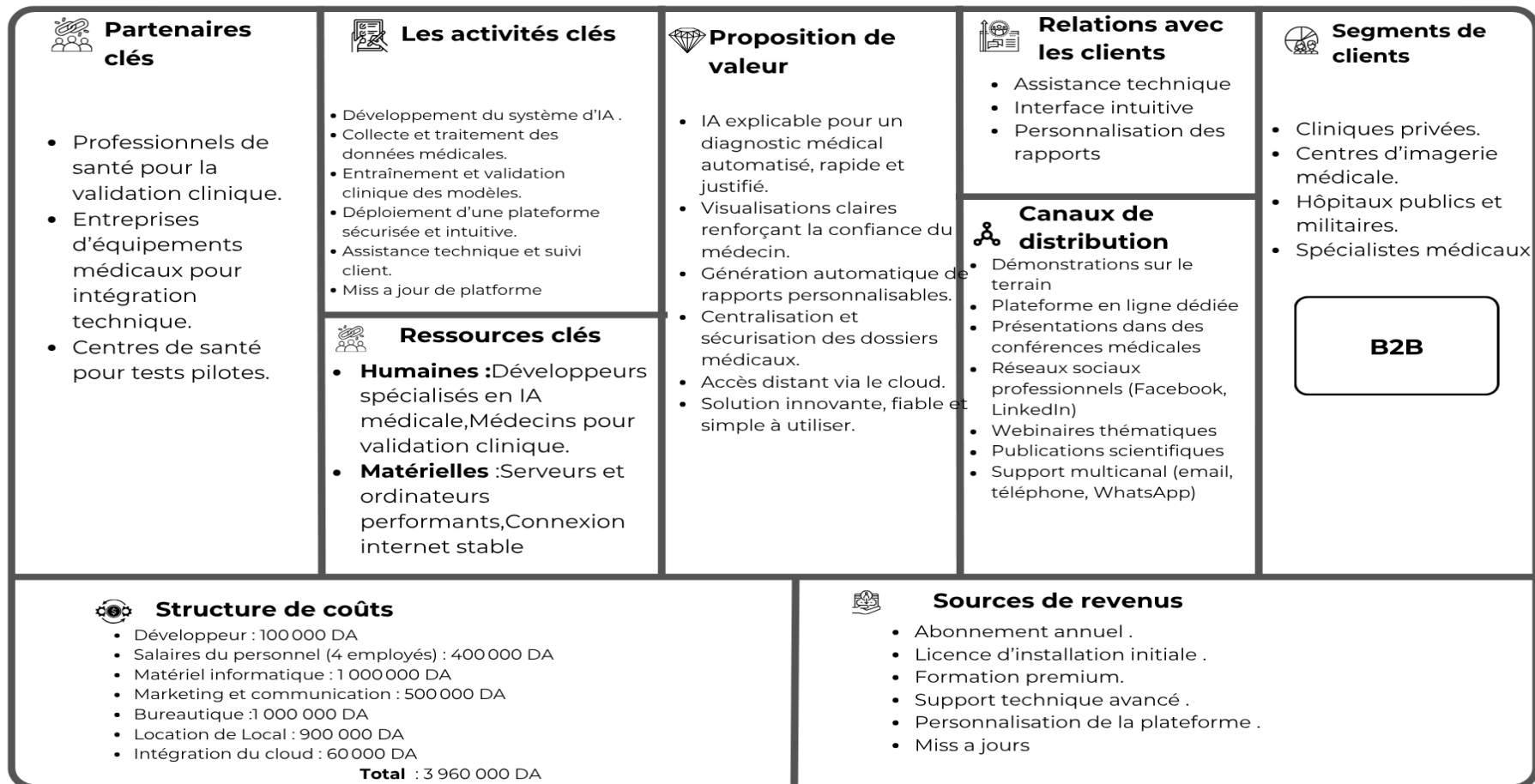
### 8. Structure de coûts

La structure des coûts de notre projet repose sur une combinaison de coûts fixes et coûts variables, indispensables à la mise en œuvre et au fonctionnement du système. Parmi les coûts fixes, on retrouve principalement les salaires du développeur et des employés (deux postes), ainsi que l'achat du matériel informatique nécessaire au traitement des données médicales. Les coûts variables concernent notamment l'intégration de services cloud, ainsi que les actions de marketing et de communication. Les postes les plus lourds dans notre budget sont liés à la main-d'œuvre spécialisée, au matériel technique, et à l'utilisation de services en ligne sécurisés. Pour optimiser notre modèle économique et réduire les dépenses, nous adoptons plusieurs stratégies, telles que l'utilisation de technologies open-source (TensorFlow, PyTorch, Flask) afin de limiter les frais de licence, et le recours à des solutions cloud à la demande, plus flexibles et économiques que les infrastructures locales. De plus, en mutualisant les compétences — par exemple en engageant un développeur maîtrisant également la cybersécurité ou le DevOps — nous améliorons l'efficacité opérationnelle tout en maîtrisant les coûts.

### 9. Sources de revenus

Notre modèle de flux de revenus repose sur des services à forte valeur ajoutée, spécifiquement conçus pour répondre aux besoins des établissements de santé. Les clients sont prêts à payer pour : un service d'aide au diagnostic basé sur une intelligence artificielle explicable, la génération automatique et personnalisée de rapports médicaux, ainsi que le stockage sécurisé des données médicales. Pour générer des revenus, nous adoptons une approche diversifiée incluant : des contrats avec les établissements de santé, un abonnement annuel permettant un accès continu aux fonctionnalités de base, ainsi qu'une licence d'installation initiale pour les structures souhaitant héberger la solution localement. En complément, des services premium sont proposés, tels que des formations médicales ou techniques, un accompagnement personnalisé, et un support avancé. Une autre source de revenus envisagée est la mise à jours de la plateforme, tout en veillant à ne pas interférer avec l'expérience médicale principale.

# BUSINESS MODEL CANVAS



---

# *Conclusion générale*

## Conclusion générale

---

L'intelligence artificielle prend aujourd'hui une place de plus en plus importante dans le domaine médical, et son utilisation pour aider au diagnostic des pathologies cardiovasculaires en est un exemple très prometteur. À travers ce projet, nous avons voulu montrer qu'il est possible de concevoir des modèles de classification automatique capables d'analyser des images ECG avec une bonne précision, tout en restant compréhensibles et utiles pour les professionnels de santé.

Dans un premier temps, nous avons pris le soin de bien comprendre les bases de l'intelligence artificielle et de l'intelligence artificielle explicable. Ce sont des domaines passionnants, mais parfois complexes, et cette étape était essentielle pour bien aborder la suite. Nous avons aussi pris le temps d'explorer le contexte médical des maladies cardiovasculaires, qui est un domaine très sensible et qui touche directement la vie des patients.

Sur le plan technique, nous avons travaillé avec la base de données « National Heart Foundation 2023 ECG Dataset ». Nous avons testé plusieurs modèles de classification, dont un CNN personnalisé, un modèle hybride LSTM + CNN et un ResNet. Après analyse et comparaison, c'est le modèle CNN personnalisé qui a donné les meilleurs résultats avec une précision de 95%. Ces résultats montrent que l'intelligence artificielle peut réellement apporter des solutions fiables et efficaces dans l'assistance au diagnostic médical.

Mais au-delà des performances, nous avons surtout cherché à rendre nos modèles explicables. En effet, dans le domaine médical, il ne suffit pas d'obtenir une prédiction : il faut aussi comprendre comment cette prédiction a été faite. C'est pourquoi nous avons appliqué des méthodes d'explicabilité comme Grad-CAM, SHAP et LIME. Parmi ces méthodes, LIME s'est révélée la plus pertinente et la plus facile à interpréter, car elle a permis d'identifier clairement les parties importantes qui ont influencé la décision du modèle, ce qui peut aider les médecins à faire confiance au système et à mieux comprendre les résultats.

En plus du modèle, nous avons également développé une interface web complète et interactive qui permet aux professionnels de santé de se connecter, de gérer les patients, d'enregistrer les consultations et d'analyser les ECG facilement. L'intégration de cette interface a été réalisée avec Flask, ce qui rend l'application simple d'utilisation et accessible.

Cette plateforme apporte une vraie valeur ajoutée en facilitant l'exploitation des outils d'intelligence artificielle dans la pratique quotidienne.

Pour conclure, ce projet a été bien plus qu'un simple travail technique. Il a été une vraie expérience d'apprentissage qui nous a permis de comprendre l'importance de l'IA dans le

## **Conclusion générale**

---

domaine médical et de réfléchir à son impact réel sur la vie des patients. Bien sûr, À l'avenir, les méthodes d'explicabilité pourraient être appliquées à d'autres types d'imagerie médicale, comme la radiographie, la tomodensitométrie (CT), l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ou encore l'échographie. Ces techniques permettraient non seulement de détecter des anomalies, mais aussi de fournir des explications visuelles précises, facilitant l'interprétation par les médecins.

# Références

---

[1] World Health Organization: WHO. (2021, June 11). *Maladies cardiovasculaires*.

[https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))

[2] BIP. (2021, February 14). Introduction au système cardiovasculaire [Video]. YouTube.

<https://www.youtube.com/watch?v=zN9ydEWrcD0>

[3] Centre for Valvular Heart Disease (CVHD). (2024, December 5). University of Ottawa Heart

Institute. <https://www.ottawaheart.ca/centres-and-programs/centre-valvular-heart-disease-cvhd>

[4] Fédération Française de Cardiologie. (2021b, May 21). Le fonctionnement du cœur - FFC.

FFC. <https://www.fedecardio.org/je-m-informe/le-fonctionnement-du-coeur/>

[5] Larousse, É. (n.d.). circulation sanguine - LAROUSSE.

[https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/circulation\\_sanguine/34108#913024](https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/circulation_sanguine/34108#913024)

[6] Fiche explicative de la leçon: Voies circulatoires, Nagwa. (n.d.). Fiche explicative de la leçon: Voies circulatoires | Nagwa. Fiche Explicative De La Leçon: Voies Circulatoires | Nagwa.

<https://www.nagwa.com/fr/explainers/912123271719/>

[7] Troubles du rythme cardiaque - symptômes, causes, traitements et prévention - VIDAL.

(n.d.). VIDAL. <https://www.vidal.fr/maladies/coeur-circulation-veines/troubles-rythme-cardiaque.html>

[8] Science Success. (2023, April 18). Le système de conduction cardiaque - La symphonie électrique du cœur [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=o5Fw20HmR5I>

[9] Hospitals, A., & Hospitals, A. (2025, January 10). ECG. Apollo Hospitals.

<https://www.apollohospitals.com/fr/diagnostics-investigations/ecg/>

## Références

---

[10] Detection of cardiovascular diseases in ECG images using machine learning and deep learning methods. (2023, April 1). IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore.

[11]

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9735300&isnumber=10081152>

Detection of myocardial infarction from 12-Lead ECG trace images using Eigendomain Deep representation learning. (2023). IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10036027/citations#citations>

[12] Raghukumar, B. S., & Naveen, B. (2024). Enhancing Myocardial Infarction Diagnosis:

Insights from ECG Image Analysis and Machine Learning. *SN Computer Science*, 5(5).

<https://doi.org/10.1007/s42979-024-02827-z>

[13] Mhamdi, L., Dammak, O., Cottin, F., & Dhaou, I. B. (2022). Artificial intelligence for

cardiac diseases diagnosis and prediction using ECG images on embedded systems.

*Biomedicines*, 10(8), 2013. <https://doi.org/10.3390/biomedicines10082013>

[14] Alghamdi, A., Hammad, M., Ugail, H., Abdel-Raheem, A., Muhammad, K., Khalifa, H. S.,

& El-Latif, A. a. A. (2020). Detection of myocardial infarction based on novel deep transfer

learning methods for urban healthcare in smart cities. *Multimedia Tools and Applications*, 83(5),

14913–14934. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-08769-x>

[15] ECG Signal Analysis Using 2-D Image Classification with Convolutional Neural Network.

## Références

---

(2019, December 1). IEEE Conference Publication | IEEE Xplore.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9070830>

[16] Makimoto, H., Höckmann, M., Lin, T., Glöckner, D., Gerguri, S., Clasen, L., Schmidt, J.,

Assadi-Schmidt, A., Bejinariu, A., Müller, P., Angendohr, S., Babady, M., Brinkmeyer, C.,

Makimoto, A., & Kelm, M. (2020). Performance of a convolutional neural network derived from

an ECG database in recognizing myocardial infarction. *Scientific Reports*, 10(1).

<https://doi.org/10.1038/s41598-020-65105-x>

[17] Effect of Image Augmentation on ECG Image Classification using Deep Learning.

(2021,

April 5). IEEE Conference Publication | IEEE Xplore.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9445258>

[18] Classification of Aortic Stenosis Using ECG by Deep Learning and its Analysis Using

Grad-CAM. (2020, July 1). IEEE Conference Publication | IEEE Xplore.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9175151>

[19] Powerful Medical. (2024, 7 novembre). STEMI ECG Criteria: Key Insights into Ischemic

STelevation Patterns [Image]. Powerful Medical. [https://www.powerfulmedical.com/wp-](https://www.powerfulmedical.com/wp-content/uploads/2024/11/STEMI-ECG-Criteria-3-1024x527.webp)

[content/uploads/2024/11/STEMI-ECG-Criteria-3-1024x527.webp](https://www.powerfulmedical.com/wp-content/uploads/2024/11/STEMI-ECG-Criteria-3-1024x527.webp)

[20] AccessMedicine (McGraw-Hill). (2024). STsegment Elevation Myocardial Infarction

[Illustration]. In *Harrison's Principles of Internal Medicine* (20<sup>e</sup> éd.).

[\[cgi/image/metadata=copyright,format=auto.../m\\\_hpim20\\\_ch236\\\_f026.png\]\(https://www.accessmedicinenetwork.com/cdn-cgi/image/metadata=copyright,format=auto.../m\_hpim20\_ch236\_f026.png\)](https://www.accessmedicinenetwork.com/cdn-</a></p></div><div data-bbox=)

[21] CTisus. (s.d.). Cardiac MRI Teaching Image [Image]. CTisus Teaching Files.

## Références

---

<https://ctisus.com/resources/library/teaching-files/cardiac/328244.jpg>

[22] CTisus. (2025). Cardiac CT Learning Module: Axial Anatomy View [Image]. CTisus Learning Center. <https://ctisus.com/learning/features/learning-modules/cardiac-ct>

[23] Cardiologie Interventionnelle. (s.d.). Coronarographie : visualisation par contraste des artères coronaires [Image]. [Cardiologie-Interventionnelle.com](https://www.cardiologie-interventionnelle.com).

Source : <https://cardiologie-interventionnelle.com/coronarographie-et-angioplastie-coronaire/>

[24] World Health Organization: WHO. (2021, June 11). *Maladies cardiovasculaires*. [https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))

[25] Buscardini, L. (n.d.). *LES DÉCÈS DUS AUX MALADIES CARDIOVASCULAIRES ONT AUGMENTÉ DE 60 % DANS LE MONDE AU COURS DES 30 DERNIÈRES ANNÉES : RAPPORT - Prof. Fausto J. Pinto*. Prof. Fausto J. Pinto. <https://faustopinto.com/2023/05/deaths-from-cardiovascular-disease-surged-60-globally-over-the-last-30-years-report/?lang=fr>

[26] Apidpm. (n.d.). *Santé Maghreb - Revue de presse*. APIDPM Santé Tropicale. <https://www.santetropicale.com/santemag/actus.asp?id=13493>

[27] Tan, S. C. W., Tang, M., Chu, H., Zhao, Y., & Weng, C. (2024). Trends in Global Burden and Socioeconomic Profiles of Atrial Fibrillation and Atrial Flutter: Insights from the Global Burden of Disease Study 2021. *CJC Open*, 7(3), 247–258. <https://doi.org/10.1016/j.cjco.2024.11.017>

[28] Cascino, T., & Shea, M. J. (2023, December 2). *Échocardiographie*. Édition Professionnelle Du Manuel MSD. <https://www.msdmanuals.com/fr/professional/troubles-cardiovasculaires/tests-et-proc%C3%A9dures-cardiovasculaires/%C3%A9chocardiographie>

[29] *Imagerie par résonance magnétique (IRM) cardiaque*. (2024, May 27). Institut De Cardiologie De L'Université D'Ottawa. <https://www.ottawaheart.ca/fr/examen-intervention/imagerie-par-resonance-magnetique-irm-cardiaque>

## Références

---

[30] *American Hospital of Paris*. (2023, June 29). American Hospital of Paris. <https://www.american-hospital.org/examen/scanner-cardiaque>

[31] Contributeurs aux projets Wikimedia. (2024, December 21). *Coronarographie*. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Coronarographie>

[32]: LeCun, Y. (2016). Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ? L'apprentissage machine. Collège de France. [https://www.college-de-france.fr/media/yann-](https://www.college-de-france.fr/media/yann-lecun/UPL4485925235409209505_Intelligence_Artificielle____Y._LeCun.pdf)

[lecun/UPL4485925235409209505\\_Intelligence\\_Artificielle\\_\\_\\_\\_Y.\\_LeCun.pdf](https://www.college-de-france.fr/media/yann-lecun/UPL4485925235409209505_Intelligence_Artificielle____Y._LeCun.pdf)

[33]: BENZAZOU, A., & SAHRAOUI, Y. T. (2022). Étude comparative sur les algorithmes de détection et de reconnaissance de véhicules dans une séquence d'images (Projet de fin d'études, Université d'Ain Témouchent). Département des Mathématiques et de l'Informatique.

[34] : Ismail, F. Z. (2023). Classification du signal ECG avec le deep learning [Mémoire de master, Université Saad Dahlab de Blida]. Université Saad Dahlab de Blida.

[35] : Florent, M., & Florent, M. (2024, 25 avril). Neurones artificiels et neurones biologiques. Tree Learning. <https://www.tree-learning.fr/plateforme-lms-elearning/neurones-artificiels/>

[36]: Bisimwa Mugisho, P. (n.d.). Caractérisation et extraction informatique de la structure d'un tableau par une méthode implémentant un réseau de neurones. Memoire Online. [https://www.memoireonline.com/08/13/7294/m\\_Caracterisation-et-extraction-informatique-de-la-structure-d-un-tableau-par-une-methode-implement16.html](https://www.memoireonline.com/08/13/7294/m_Caracterisation-et-extraction-informatique-de-la-structure-d-un-tableau-par-une-methode-implement16.html)

## Références

---

[37]: Seridi, M., & Bourougaa, N. E. I. (2020). Application des réseaux de neurones pour la classification

des données [Mémoire de master, Université 8 Mai 1945 – Guelma]. [https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/bitstream/123456789/10178/1/SERIDI\\_MERWAN\\_Automatique..\\_Automatique%20et%20informatique%20industrielle.pdf](https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/bitstream/123456789/10178/1/SERIDI_MERWAN_Automatique.._Automatique%20et%20informatique%20industrielle.pdf)

[38]: Kriger. (2007). Réseau de neurones récurrent [Figure]. ResearchGate.

[https://www.researchgate.net/figure/Reseau-de-neurones-recurrent-Kriger-2007\\_fig27\\_311680657](https://www.researchgate.net/figure/Reseau-de-neurones-recurrent-Kriger-2007_fig27_311680657)

[39] Zilliz. (n.d.). What is a convolutional neural network? An engineer's guide.

<https://zilliz.com/glossary/convolutional-neural-network>

[40] Belaidi, N. (n.d.). Réseaux convolutifs (CNN) : comment ça marche ? Formation Tech et

Data en ligne | Blent.ai. <https://blent.ai/blog/a/cnn-comment-ca-marche>

[41] Ammari, A., & Ichmawin, H. (2022). Application de deep learning pour la détection et suivi d'objets

en temps réel [Projet de fin d'études, Faculté des Sciences, Meknès].

<https://fr.scribd.com/document/589049733/PFE-Version-Final>

[42] Holzinger, A., Goebel, R., Fong, R., Moon, T., Müller, K.-R., & Samek, W. (Eds.). (2021). xxAI –

Beyond Explainable AI: International Workshop, held in conjunction with ICML 2020, July 18, 2020,

Vienna, Austria, revised and extended papers (Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 13200).

Springer.

## Références

---

[43] Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S.,

Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence

(XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI.

Information Fusion, 58,

82–115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>

[44] A review of taxonomies of explainable artificial intelligence (XAI) methods. (n.d.).

ACM

Digital Library. <https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/3531146.3534639>

[45] Ahmad, K., Khan, M. S., Ahmed, F., Driss, M., Boulila, W., Alazeb, A., Alsulami, M.,

Alshehri, M. S., Ghadi, Y. Y., & Ahmad, J. (2023). RETRACTED ARTICLE: FireXnet:

An

explainable AI-based tailored deep learning model for wildfire detection on resource-constrained

devices. Fire Ecology, 19(1). <https://doi.org/10.1186/s42408-023-00216-0>

[46] Minnalearn. (n.d.). Types of explainable AI.

<https://courses.minnalearn.com/en/courses/trustworthy-ai/preview/explainability/types-of-explainable-ai/>

[47]: Bhattacharya, A. (2022, October 26). How to explain image classifiers using LIME.

TDS

Archive - Medium. <https://medium.com/data-science/how-to-explain-image-classifiers-using-lime-e364097335b4>

[48] Kassel, R. (2023, 9 novembre). Qu'est-ce que la méthode Grad-CAM ? DataScientest.

<https://datascientest.com/grad-cam>

## Références

---

[49] Mohsin, K. (2023). National Heart Foundation 2023 ECG Dataset [Data set]. Kaggle.

<https://www.kaggle.com/datasets/drkhaledmohsin/national-heart-foundation-2023-ecg-dataset>

[50]Contributeurs aux projets Wikimedia. (2024, June 2). Kaggle.

<https://fr.wikipedia.org/wiki/Kaggle>

[51]Visual Studio : IDE et Éditeur de Code pour les Développeurs de Logiciels et les

Équipes.(2025, March 24). Visual Studio. <https://visualstudio.microsoft.com/fr/>

[52]Assistance WordPress. (2024, July 18). PhpMyAdmin : gestion efficace des bases de

données MySQL. WP Assistance. <https://www.wp-assistance.fr/definition->

[wordpress/phpmyadmin/](https://www.wp-assistance.fr/definition-wordpress/phpmyadmin/)

[53]Rédaction, L. (2021, May 10). Python. Futura. <https://www.futura->

[sciences.com/tech/definitions/informatique-python-19349/](https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-python-19349/)

[54]Vallet, J. (2023, August 4). Quelle est la différence entre HTML, CSS ET

Javascript ?DBS -

Digital Business School. [https://dbs.school/quelle-est-la-difference-entre-html-css-et-](https://dbs.school/quelle-est-la-difference-entre-html-css-et-javascript/)

[javascript/](https://dbs.school/quelle-est-la-difference-entre-html-css-et-javascript/)

[55]Robert, J. (2025, January 28). SQL : Tout savoir sur le langage des bases de

données.DataScientest. <https://datascientest.com/sql-tout-savoir>