

République Algérienne Démocratique et Populaire
Université Abou Bakr Belkaïd - Tlemcen
Faculté des Sciences
Département d'Informatique



Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique

Spécialité : Intelligence Artificielle

Theme

**Analyse des signaux ECG pour prédiction de maladies
cardiaques avec deep learning**

Réalisé par : Yebdri Adel Salah Eddine

Présenté en juillet 2025 devant le jury composé de :

Mme Kazi Tani adila	(Présidente)
Mr Sebbah abderrezak	(Examinateur)
Mr HADJILA Fethallah	(Encadrant)
Mr Merzoug Mohammed	(Expert I2E)

Annee universitaire : 2024-2025

Remerciements

Je souhaite commencer par exprimer ma profonde gratitude à Dieu qui m'a accordé la détermination, la santé, le courage ainsi que la force et la patience nécessaires pour mener à bien ce travail.

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à mon encadrant, Mr Hajila Fathallah, pour sa patience, sa collaboration et ses conseils avisés qui ont largement contribué à l'aboutissement de ce projet. Ô Allah, fais que mon professeur soit de ceux dont Tu élèves les degrés en ce monde et dans l'au-delà, et bénis-le dans sa santé, sa longévité et son savoir.

Je exprime également mon respect et ma gratitude aux membres du jury, Mme Kazi Tani et M. Sabah, pour l'honneur qu'ils font en évaluant mon travail.

Je remercie tous les enseignants qui m'ont accompagné tout au long de mes années d'études ; je leur adresse mes vifs remerciements et mon profond respect, en priant Dieu de prolonger leur vie et de bénir leurs efforts.

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à ma réussite.

Dédicace

J'offre ce travail à mes chers parents, piliers de ma vie. À ma mère, qui a toujours illuminé mes journées par sa bienveillance et sa patience, même dans les moments les plus difficiles. À mon père, dont les sacrifices quotidiens m'ont permis d'avancer. Leur confiance inébranlable en mes capacités, leur soutien matériel et moral à chaque étape de ce parcours, ainsi que leur amour inconditionnel ont été le socle de tous mes efforts. Je leur adresse tout mon respect, ma profonde gratitude et mes prières sincères : que Dieu les protège, les comble de santé et de sérénité, et rende fructueuses les valeurs qu'ils m'ont transmises.

À mes frères, compagnons de route et source permanente de joie et de motivation. À leurs sourires et à leurs encouragements, qui m'ont offert tant de moments de bonheur et parfois de précieux conseils. Puissent ces pages leur refléter également une fierté partagée et une reconnaissance profonde pour l'amour fraternel qui a jalonné mon chemin.

Enfin, je dédie ce travail à tous ceux qui ont éveillé en moi, directement ou indirectement, ma curiosité intellectuelle et mon désir de progresser : enseignants, encadrants informels, mentors et camarades d'études. Puisse ce travail témoigner de la confiance qu'ils m'ont accordée et devenir à son tour une source d'inspiration.

Résumé

Les maladies cardiovasculaires, responsables d'environ 17,9 millions de décès annuels selon l'Organisation mondiale de la Santé, représentent un enjeu majeur de santé publique, rendant la détection précoce essentielle pour améliorer le pronostic des patients. L'électrocardiogramme (ECG), un outil diagnostique non invasif, joue un rôle clé dans l'identification des pathologies cardiaques, mais son interprétation manuelle est complexe, chronophage et sujette à des erreurs, nécessitant une expertise médicale pointue. Avec l'essor de l'intelligence artificielle, l'apprentissage profond offre des solutions innovantes pour automatiser et optimiser l'analyse des signaux ECG, garantissant une précision accrue et une rapidité d'exécution. Dans ce travail, nous avons développé une approche hybride combinant des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour extraire les motifs spatiaux, et des réseaux bidirectionnels à mémoire à long terme (BiLSTM) pour capturer les dépendances temporelles, appliquée à la classification des pathologies cardiaques à partir de la base de données PTBXL version 1.0.3, comprenant plus de 21000 enregistrements ECG à 12 dérivations. Une pipeline méthodologique robuste a été mise en place, intégrant un prétraitement avancé (filtrage passebande Butterworth 0,540Hz, normalisation Z-score), des techniques d'augmentation des données (bruit aléatoire, décalage temporel, mise à l'échelle) et un équilibrage des classes pour gérer la variabilité des signaux et les déséquilibres entre pathologies. Le modèle a atteint des performances remarquables: une précision de 96,43%. Cette étude met en évidence le potentiel des architectures hybrides CNN+BiLSTM pour une analyse automatisée, précise et fiable des signaux ECG, ouvrant des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes de dépistage évolutifs et leur intégration dans la pratique clinique. Les recherches futures pourraient se concentrer sur l'optimisation des performances pour les classes sousreprésentées, l'exploration de modèles plus légers pour des applications en temps réel et l'ajout de techniques d'interprétabilité pour renforcer la confiance des cliniciens.

ملخص

تعد أمراض القلب والأوعية الدموية، التي تسبب حوالي 9.71 مليون وفاة سنوياً وفقاً لمنظمة الصحة العالمية، تحدياً كبيراً في مجال الصحة العامة، مما يجعل الكشف المبكر ضرورياً لتحسين تشخيص المرضى. يعتبر تخطيط القلب الكهربائي ECG أداة تشخيصية غير جراحية حاسمة لتحديد أمراض القلب، لكن تفسيره اليدوي معقد ويستغرق وقتاً طويلاً ومعرضاً للأخطاء، مما يتطلب خبرة طبية عالية. مع ظهور الذكاء الاصطناعي، يقدم التعلم العميق حلاً مبتكرة لتحليل إشارات تخطيط القلب تلقائياً وبدقة عالية. في هذا العمل، قمنا بتطوير نموذج هجين يجمع بين الشبكات العصبية الالتفافية CNN لاستخلاص الأنماط المكانية والشبكات ثنائية الاتجاه ذات الذاكرة طويلة المدى BiLSTM للتعامل مع التبعيات الزمنية، وتم تطبيقه على تصنيف الأمراض القلبية باستخدام قاعدة بيانات PTB-XL الإصدار 1.0.3 والتي تحتوي على أكثر من 21,000 تسجيل لتخطيط القلب بـ 12 قطباً. تم إنشاء خط أنابيب منهجي قوي يتضمن معالجة مسبقة متقدمة (تصفية بترورث للنطاق الترددي 0.5-40 هرتز، التطبيع باستخدام Z-score، وتقنيات زيادة البيانات (الضوضاء العشوائية، التحويل الزمني، التوسع)، وموازنة الفئات للتعامل مع تباين الإشارات وعدم توازن الفئات. بعد 20 دورة تدريبية على تكوين مُحسَّن (وحدة معالجة الرسومات NVIDIA RTX 3060، محسن Adam، واستخدام أدوات مثل ReduceLRonPlateau و EarlyStopping)، حقق النموذج أداءً ملحوظاً: دقة بنسبة 96.43%، إبتدعاء بنسبة 96.40%، درجة F1 بنسبة 96.39% ومساحة تحت منحنى ROC (AUROC) بقيمة 0.98. هذه النتائج تفوقت على العديد من الأساليب المرجعية مثل أعمال Zhu، Hannun، Strodtsoff وآخرون، بالإضافة إلى نموذج بديل يعتمد على InceptionTime (دقة بنسبة 91.7%، درجة F1 بنسبة 91.5%). تؤكد التصورات البصرية لمنحنيات التعلم ومصفوفات الارتباك على التقارب المستقر وانخفاض أخطاء التصنيف، حتى بالنسبة للفئات النادرة، مع وجود إمكانية لتحديثات لتقليل الإيجابيات الكاذبة. تبرز هذه الدراسة إمكانات النموذج الهجين لتحليل إشارات تخطيط القلب بدقة وسرعة، مما يفتح آفاقاً لتطوير أنظمة فحص قابلة للتطوير ودعمها في الممارسة السريرية. يمكن أن تركز الأبحاث المستقبلية على تحسين الأداء للفئات النادرة، استكشاف نماذج أخف للتطبيقات في الوقت الفعلي، وإضافة تقنيات التفسير لتعزيز ثقة الأطباء.

Abstract

Cardiovascular diseases cause some 17.9 million deaths each year, and early detection via noninvasive ECG remains challenging due to its manual interpretation. We propose a hybrid CNN + BiLSTM model trained on over 21 000 12lead ECGs from PTBXL v1.0.3, using Butterworth bandpass filtering, Zscore normalization, data augmentation and class balancing. After 20 epochs, it achieved 96.43 % accuracy, 96.40 % recall, 96.39 % F1score and 0.98 AUROC, outperforming several reference methods. Future work will target underrepresented classes, lightweight realtime models and added interpretability.

key words: ECG, DL, CNN, BiLSTM, PTBXL, DA, CB, Acc, Rec, F1, AUROC, CV, ES, OVF, Adam, Interp.

Table of Métiers

Introduction Générale	1
Généralités sur l'électrocardiogramme (ECG)	5
1.1 Introduction	5
1.2 Activité électrique du cur	5
1.2.1 Les composantes de l'ECG	5
1.2.2 Les intervalles et segments de l'ECG	6
1.2.3 Comment le cur maintient son rythme	6
1.3 Le rôle de l'ECG	8
1.4 L'ECG à 12 dérivations	9
1.5 Le triangle d'Einthoven	10
1.6 Certaines maladies cardiaques courantes	11
1.6.1 Les cinq super-classes de la base de données PTB-XL :	11
1.6.2 tableau des classes diagnostiques de PTB-XL	13
1.7 Conclusion	17
Deep Learning	19
2.1 Introduction :	19
2.2 Évolution et importance dans l'IA moderne :	20
2.3 comparaison : IA Moderne vs Apprentissage Automatique Traditionnel	20
2.4 Réseaux de neurones récurrents (RNN)	21
2.4.1 Introduction aux RNN :	21
2.4.2 Défis	22
2.5 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)	22
2.5.1 Définition et objectif:	22
2.5.2 Couches CNN	22
2.5.3 Processus d'apprentissage dans les CNN:	23
2.5.4 Architectures CNN populaires	24
2.6 Réseaux à mémoire à long terme (LSTM)	24
2.6.1 Définition et architecture	24
2.6.2 Avantages :	25
2.6.3 LSTM bidirectionnel (BiLSTM) :	25
2.6.4 Apprentissage et optimisation dans les LSTM :	26
2.7 InceptionTime	26
2.7.1 Définition d'InceptionTime	26
2.7.2 Couches utilisées dans InceptionTime	26
2.8 Conclusion	28
Expérimentation & résultats	30
3.1 Description des Métadonnées du Jeu de Données PTB-XL Version 1.0.3 :	30
3.1.1 Identifiants :	30
3.1.2 Métadonnées Démographiques et d'Enregistrement:	30
3.1.3 Annotations ECG (Déclarations SCP-ECG):	32
3.1.4 Difference entre qualité du signal 100hz 500hz :	34
3.2 Traitement des Données (pour classification unique)	35
3.2.1 Redimensionnement des Données:	35

3.3	Augmentation et Équilibrage des Données	37
3.3.1	Principes de l'Augmentation des Données	37
3.3.2	Méthodes d'Augmentations :	37
3.3.3	Justification des Choix	40
3.3.4	Comparaison Globale avec d'autres travaux:	42
3.3.5	Impact sur les Performances :	43
3.3.6	Visualisation des Résultats :	43
3.4	Filtrage et Normalisation des Signaux	45
3.4.1	Méthodologie de Filtrage	45
3.4.2	Normalisation des Signaux :	45
3.4.3	Vérification Visuelle:	46
3.4.4	Séparation des Données(Les paramètres clés):	47
3.5	Résultats	47
3.5.1	Spécifications et configuration du modèle	47
3.5.2	Modèle proposé :	50
3.5.3	Hyperparamètres d'apprentissage :	51
3.5.4	évaluation du modèle :	53
3.5.5	Analyse Comparative:	56
3.6	Objectifs futurs du projet :	66
	Conclusion générale	67
	Business Model Canvas	68
	References	76

Liste des figures

1.1	motifs typiques d'un ecg [14]	6
1.2	Systeme de conduction du cur [13]	7
1.3	placement des electrodes pour un ecg 12 derivation[12]	8
1.4	Axes des derivations- [27]	10
1.5	illustration du triangle deinthoven [23]	11
1.6	illustration des couleurs des electrodes [12]	12
1.7	tableau des classes diagnostiques de PTB-XL	17
2.1	Introduction à l'apprentissage profond [58]	19
2.2	Architecture de Rnn [61]	21
2.3	Architecture CNN [59]	22
2.4	Max-pooling et average-pooling [62]	23
2.5	Architecture Long Short-Term Memory [60]	25
2.6	Architecture inceptiontime[75]	27
3.1	Contenu du fichier <i>ptbxldatabase.csv</i>	33
3.2	Exemple d'un ECG avec 12 derivation (500HZ)	35
3.3	Distribution des 10 classes courantes (classification unique)	37
3.4	Exemple de Méthodes d'Augmentation	40
3.5	Avant augmentation vs Après augmentation	44
3.6	Autre exemple d'échantillons originaux vs augmentés	44
3.7	Exmple de filtrage et normalization	46
3.8	Cout de l'entropie croisee	53
3.9	taux de classification correcte	53
3.10	Matrice de confusion	55
3.11	Cout de l'entropie .croisee	60
3.12	taux de classification correcte	61
3.13	Matrice de confusion	62

Liste des Tableaux

2.1	Comparaison entre l'apprentissage automatique traditionnel et l'IA moderne (deep learning) [37, 38, 39, 40]	20
3.1	Méthodes d'Augmentations	38
3.2	Comparaison Globale avec d'autres travaux	42
3.3	Traitement des données et analyse statistique	48
3.4	Visualisation et graphique	48
3.5	Gestion des fichiers et lecture des données	49
3.6	Gestion des fichiers et lecture des données	49
3.7	Architecture du modèle de réseau neuronal	50
3.8	Batch size	51
3.10	Régularisation et Dropout	52
3.11	Class weight	52
3.12	Tableau des Métriques par Classe	54
3.13	Architecture minimisée du modèle CNN-InceptionTime 1D	58
3.14	Hyperparamètres d'apprentissage	59
3.15	Scores de classification par classe (Précision, Rappel, F1-Score, Support)	63

Introduction Générale

Contexte

Aujourd'hui, les maladies cardiovasculaires sont devenues la principale cause de mortalité dans le monde, avec environ 17,9 millions de décès chaque année, selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS)[1]. La détection précoce de ces pathologies, en particulier celles à évolution rapide telles que les arythmies, l'ischémie ou l'infarctus du myocarde, est donc essentielle pour améliorer la prise en charge des patients et la qualité des soins[2]. L'électrocardiogramme (ECG) constitue un outil diagnostique fondamental pour les maladies cardiovasculaires, en raison de son caractère non invasif, de son faible coût, et de sa capacité à détecter des anomalies par l'analyse des ondes P, QRS et T[3]. Cependant, l'interprétation manuelle des signaux ECG peut s'avérer fastidieuse, chronophage, sujette aux erreurs, et nécessite une expertise médicale avancée[5]. Les récentes avancées en intelligence artificielle, notamment dans le domaine de l'apprentissage profond (deep learning), offrent désormais des méthodes précises et efficaces pour l'analyse des signaux ECG, en particulier dans le traitement de données complexes[5].

Problématique

La complexité de l'analyse des ECG s'explique par la qualité souvent hétérogène des données : elles sont fréquemment bruitées, comportent des valeurs manquantes, et présentent une grande variabilité d'un patient à l'autre, en raison de facteurs tels que l'âge, le sexe ou les antécédents médicaux[7]. Cela rend l'apprentissage des modèles particulièrement difficile[8]. Les signaux ECG se caractérisent par leur longueur et leur structure multicanale, ce qui nécessite l'utilisation de modèles capables de traiter simultanément les dimensions spatiales (formes d'ondes) et temporelles (séquence et rythme des battements)[9]. La question centrale que nous nous posons est la suivante : Comment développer un système intelligent capable de reconnaître automatiquement les maladies cardiaques à partir de signaux ECG bruts, tout en garantissant une précision élevée et une robustesse face à la variabilité des données ? Cette interrogation met en évidence la nécessité de concevoir des approches robustes, adaptées aux spécificités des signaux ECG, afin de garantir des applications cliniques fiables.

Contribution

Dans cette étude, nous proposons une approche hybride basée sur l'intégration de réseaux de neurones convolutifs (CNN), utilisés pour détecter les motifs locaux dans les signaux ECG, et de réseaux de neurones à mémoire à long terme (LSTM), pour capturer les dynamiques temporelles[10]. Pour entraîner et valider notre modèle, nous utilisons la base de données PTB-XL 1.0.3, reconnue pour sa richesse et sa diversité en signaux ECG annotés[10], contenant plus de 21000 enregistrements. Les contributions principales de notre travail sont les suivantes :

- **Conception d'un modèle hybride CNN + LSTM** : Une architecture optimisée pour la classification des pathologies cardiaques à court terme, exploitant à la fois les dimensions spatiale et temporelle des signaux ECG.
- **Pipeline de prétraitement des données** : Mise en place d'un processus complet incluant le filtrage du bruit, le rééchantillonnage et la normalisation des signaux, adapté aux exigences de l'apprentissage profond[7].
- **Évaluation rigoureuse des performances** : Analyse des résultats à l'aide de métriques standards telles que la précision (Accuracy), la sensibilité, la spécificité, et l'aire sous la courbe ROC (AUC)[11].
- **Comparaison avec d'autres approches** : Une étude comparative avec des modèles existants (par exemple, CNN seuls ou LSTM seuls) afin de valider la pertinence de notre approche hybride[6].

Plan de memoire :

Chapitre 1 : présente généralite sur ecg

chapitre 2: présente deep learning

chapitre 3 : présente partie exeperimentale et resultats

CHAPITRE 1 :
Généralités
sur
l'électrocardiogramme
(ECG)

Ce chapitre présente les bases de l'ECG, outil clé pour diagnostiquer les pathologies cardiaques via l'analyse des signaux électriques du cur.

1.1 Introduction

L'activité cardiaque est essentielle à la survie de l'organisme. Cette activité est soutenue par des signaux électriques qui coordonnent les contractions du muscle cardiaque, assurant un fonctionnement harmonieux[12]. L'électrocardiogramme (ECG) est un outil fondamental en cardiologie. Il capte l'activité électrique du cur grâce à des électrodes disposées sur la peau. Cette méthode, simple et non intrusive, est essentielle pour repérer diverses pathologies cardiaques, comme les anomalies du rythme, l'ischémie myocardique ou encore l'infarctus du myocarde. Ce chapitre cherche à exposer les principes physiologiques de l'ECG, son mécanisme d'action, ainsi que les maladies du cur qu'il permet de diagnostiquer[13].

1.2 Activité électrique du cur

Le cur humain est un organe fascinant, dont les battements sont orchestrés par des signaux électriques produits par ses propres cellules. Ces signaux, appelés potentiels d'action, naissent du mouvement des ions (tels que le sodium, le potassium et le calcium) à travers les membranes des myocytes cardiaques, les cellules musculaires du cur. Ce phénomène entraîne deux étapes essentielles : la dépolarisation, qui déclenche la contraction du muscle cardiaque, et la repolarisation, qui permet au cur de se relâcher avant le prochain battement[14]. L'un des outils les plus couramment utilisés pour explorer l'activité électrique du cur est l'électrocardiogramme (ECG).

1.2.1 Les composantes de l'ECG

Un ECG enregistre ces signaux électriques sous forme de courbes temporelles. Chaque battement cardiaque se traduit par trois éléments clés :

- **L'onde P** : L'onde P correspond à la dépolarisation des oreillettes, c'est-à-dire le moment où elles se contractent pour pousser le sang vers les ventricules. Cette onde peut être positive ou négative et dure généralement environ 90 millisecondes. Cependant, son observation peut être compliquée, surtout dans des conditions où le signal est parasité par du bruit. Il est important de noter que la repolarisation des oreillettes, qui suit leur dépolarisation, n'est pas visible sur l'ECG, car elle est masquée par le complexe QRS, beaucoup plus ample[12].
- **Le complexe QRS** : Le complexe QRS reflète la dépolarisation des ventricules, juste avant qu'ils ne se contractent pour pomper le sang dans le corps. C'est la partie la plus marquée de l'ECG en termes d'amplitude. Il se compose de trois ondes successives : l'onde Q, qui est négative ; l'onde R, généralement positive dans un ECG normal ; et l'onde S, qui est négative. En conditions normales, la durée de ce complexe varie entre 85 et 95 millisecondes [12].
- **L'onde T** : L'onde T représente la repolarisation des ventricules, c'est-à-dire leur retour à un état de repos après la contraction. Elle peut être positive, négative ou biphasique et a généralement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Fait intéressant : bien que la dépolarisation et la repolarisation soient des processus opposés, l'onde T a souvent le même signe que l'onde R, ce qui montre que ces deux phénomènes ne sont pas symétriques [12].

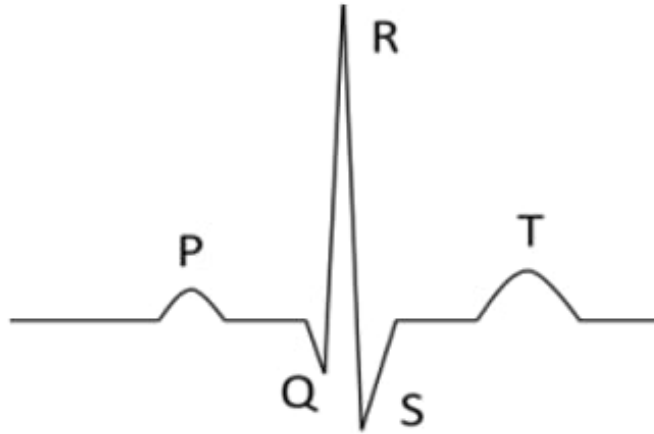


Figure 1.1: motifs typiques d'un ecg [14]

1.2.2 Les intervalles et segments de l'ECG

L'ECG est également caractérisé par plusieurs intervalles et segments, visibles sur la figure 1.1, qui fournissent des informations précieuses sur le fonctionnement du cur[13] :

- **L'intervalle RR** : Cet intervalle est mesuré entre les sommets de deux ondes R consécutives et permet de calculer la fréquence cardiaque instantanée. Il est essentiel pour détecter les arythmies et analyser la variabilité de la fréquence cardiaque, un indicateur important de la santé cardiovasculaire[12].
- **Le segment ST** : Ce segment correspond à la période pendant laquelle les ventricules restent dans un état de dépolarisation active. Il s'étend de la fin de l'onde S au début de l'onde T et peut révéler des anomalies comme une ischémie myocardique[12].
- **L'intervalle PQ** : Cet intervalle mesure le temps écoulé entre le début de la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules. Il reflète le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour voyager du nud sinusal jusqu'aux ventricules, et se mesure du début de l'onde P au début du complexe QRS[12].
- **L'intervalle QT** : Cet intervalle s'étend du début du complexe QRS à la fin de l'onde T, représentant la durée totale de la dépolarisation et de la repolarisation des ventricules. Des variations dans cet intervalle peuvent signaler un risque accru d'arythmies ventriculaires ou même de mort subite d'origine cardiaque[15].

En captant les variations électriques du cur, l'ECG permet d'observer l'activité myocardique. Chaque cycle cardiaque génère une série d'ondes (P, QRS, T), dont la forme, la durée et l'intensité sont analysées pour repérer d'éventuelles anomalies. Par exemple, une irrégularité dans le complexe QRS peut signaler une tachycardie ventriculaire, une affection sérieuse nécessitant une attention immédiate[13]. Grâce à sa rapidité et sa fiabilité, l'ECG est souvent le premier outil utilisé dans les urgences pour évaluer les problèmes cardiaques. Ces motifs, illustrés dans la figure 1.1, permettent aux cliniciens d'obtenir un aperçu rapide et précis de la santé cardiaque[14].

1.2.3 Comment le cur maintient son rythme

Le rythme cardiaque est contrôlé par un système électrique spécialisé :

- **Nud sino-auriculaire (SA)** : Situé dans l'oreillette droite, il agit comme le chef d'orchestre du cur, générant une impulsion électrique qui se propage dans les oreillettes, provoquant leur contraction.
- **Nud auriculo-ventriculaire (AV)** : Ce nud agit comme un relais, ralentissant l'impulsion pour donner aux ventricules le temps de se remplir de sang avant de se contracter.
- **Transmission aux ventricules** : L'impulsion se propage ensuite à travers le faisceau de His, les branches de Purkinje et les fibres myocardiques, assurant une contraction coordonnée et efficace des ventricules[13].

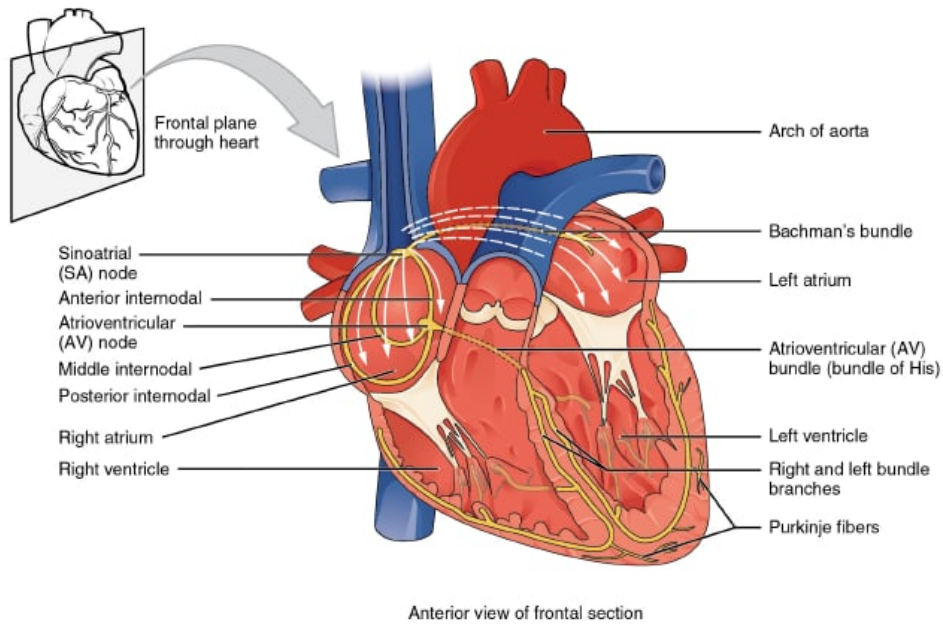


Figure 1.2: Systeme de conduction du cur [13]

1.3 Le rôle de l'ECG

L'électrocardiogramme (ECG) est un outil essentiel pour repérer les anomalies dans l'activité électrique du cur. Comme les tissus corporels peuvent conduire les signaux électriques générés par le cur, un ECG peut être enregistré à l'aide d'électrodes placées sur la surface de la peau. En milieu clinique, l'ECG standard est généralement un ECG à 12 dérivation, chaque dérivation captant l'activité électrique cardiaque sous un angle différent. Plus précisément, les dérivation des membres I, II, III, aVR, aVL et aVF (marquées par des points verts sur la figure 1.3) enregistrent les courants électriques dans le plan frontal du cur. Les dérivation précordiales thoraciques, de V1 à V6 (indiquées par des points violets sur la figure 1.3), mesurent quant à elles l'activité électrique dans le plan horizontal, perpendiculaire au plan frontal. En analysant ces signaux ECG, les cardiologues peuvent identifier des perturbations dans la conduction électrique et décider si un patient nécessite des examens ou traitements supplémentaires. Bien qu'un ECG à une seule dérivation, comme ceux obtenus avec des dispositifs portables, permette de détecter facilement les troubles courants du rythme ou de la conduction, il offre moins de détails qu'un ECG à 12 dérivation[12].

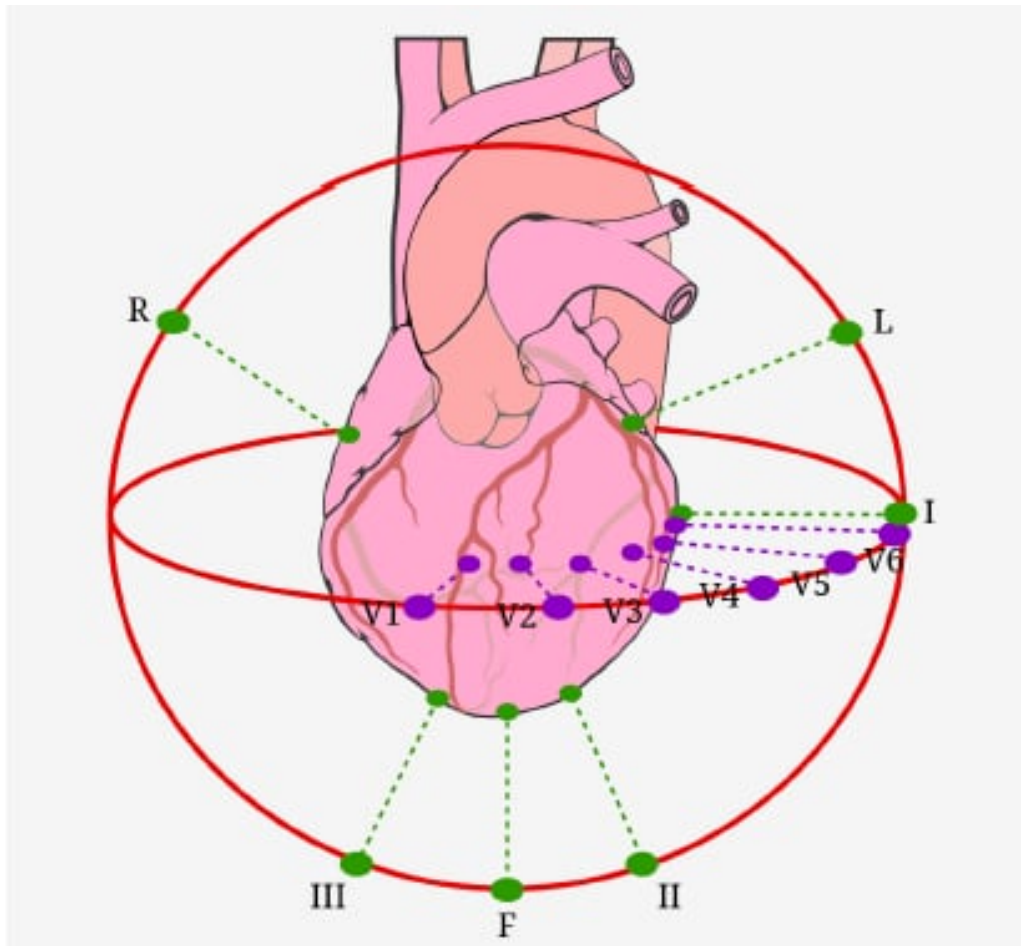


Figure 1.3: placement des électrodes pour un ECG à 12 dérivation[12]

1.4 L'ECG à 12 dérivations

L'électrocardiogramme à 12 dérivations, couramment appelé ECG 12 dérivations, est un outil clé pour explorer les troubles cardiovasculaires [12]. Il consiste à enregistrer simultanément 12 signaux différents, chacun offrant une perspective unique sur l'activité électrique du cur. Pour cela, six dérivations thoraciques (V1 à V6) surveillent l'activité dans le plan horizontal, tandis que six dérivations des membres (I, II, III, aVR, aVL et aVF) captent les signaux dans le plan vertical [13].

Grâce à cette approche multidirectionnelle, l'ECG 12 dérivations permet d'observer des ondes P, des complexes QRS et des ondes T sous différents angles, révélant des variations dans leur forme qui peuvent indiquer des anomalies. L'analyse de corrélation des signaux issus d'un ECG 12 dérivations peut s'avérer particulièrement utile pour mieux comprendre le fonctionnement du cur et les interactions entre les signaux captés par les différentes électrodes comme illustré dans la figure 1.4 : Axes des dérivations [27]. Cette méthode de corrélation peut également optimiser la gestion des données, par exemple en réduisant les besoins de stockage ou en accélérant la transmission des informations. Récemment, des recherches se sont concentrées sur l'optimisation basée sur la parcimonie des signaux, c'est-à-dire en minimisant le nombre de coefficients significatifs (non nuls) dans les données [17]. L'objectif est de trouver des solutions simplifiées à des systèmes d'équations complexes, une approche qui trouve des applications dans des domaines comme la détection compressée (Compressed Sensing, CS), l'apprentissage automatique ou encore la reconnaissance de motifs. Une stratégie pour y parvenir consiste à regrouper les signaux selon des motifs similaires et à adapter leur évaluation en fonction de ces groupes [18]. Pour que l'analyse de corrélation soit efficace, les signaux des différentes dérivations doivent être parfaitement synchronisés. Cette synchronisation peut être obtenue en sélectionnant avec précision des fenêtres temporelles correspondant à une seule dépolarisation cardiaque. Une méthode courante pour identifier ces fenêtres repose sur la détection du complexe QRS, souvent à l'aide d'algorithmes spécialisés. Par exemple, un algorithme décrit dans la littérature utilise deux paires de fenêtres temporelles pour générer des signaux caractéristiques et appliquer un seuil de détection [20]. D'autres approches, comme celles présentées dans certaines études, combinent les signaux détectés par un détecteur mono-dérivation pour mieux délimiter le complexe QRS, en fusionnant les horodatages pour repérer les détections erronées ou manquantes [21, 22].

L'algorithme proposé ici s'appuie également sur la détection QRS mono-dérivation, en utilisant la méthode classique de Pan-Tompkins [19]. Pour améliorer la précision, une technique d'ajustement multi-dérivations a été développée, basée sur des paramètres statistiques des signaux. Cette méthode ajuste le nombre de pics R détectés pour qu'il soit uniforme dans toutes les dérivations d'un même enregistrement. En examinant simultanément les dépolarisations cardiaques sous différents angles grâce aux 12 dérivations, il devient possible d'affiner l'analyse de l'état cardiaque et de repérer plus facilement les détections manquantes ou incorrectes du pic R [21].

Le principe décisionnel de cet algorithme repose sur l'uniformité du nombre de détections à travers toutes les dérivations. Les cycles cardiaques, identifiés par la détection QRS, sont ensuite comparés entre eux, et leur corrélation est évaluée à la fois dans le domaine temporel et dans le domaine de la transformation orthogonale discrète (DOT). Les coefficients de corrélation obtenus sont analysés, regroupés selon des niveaux de similarité, et comparés en termes de parcimonie [27].

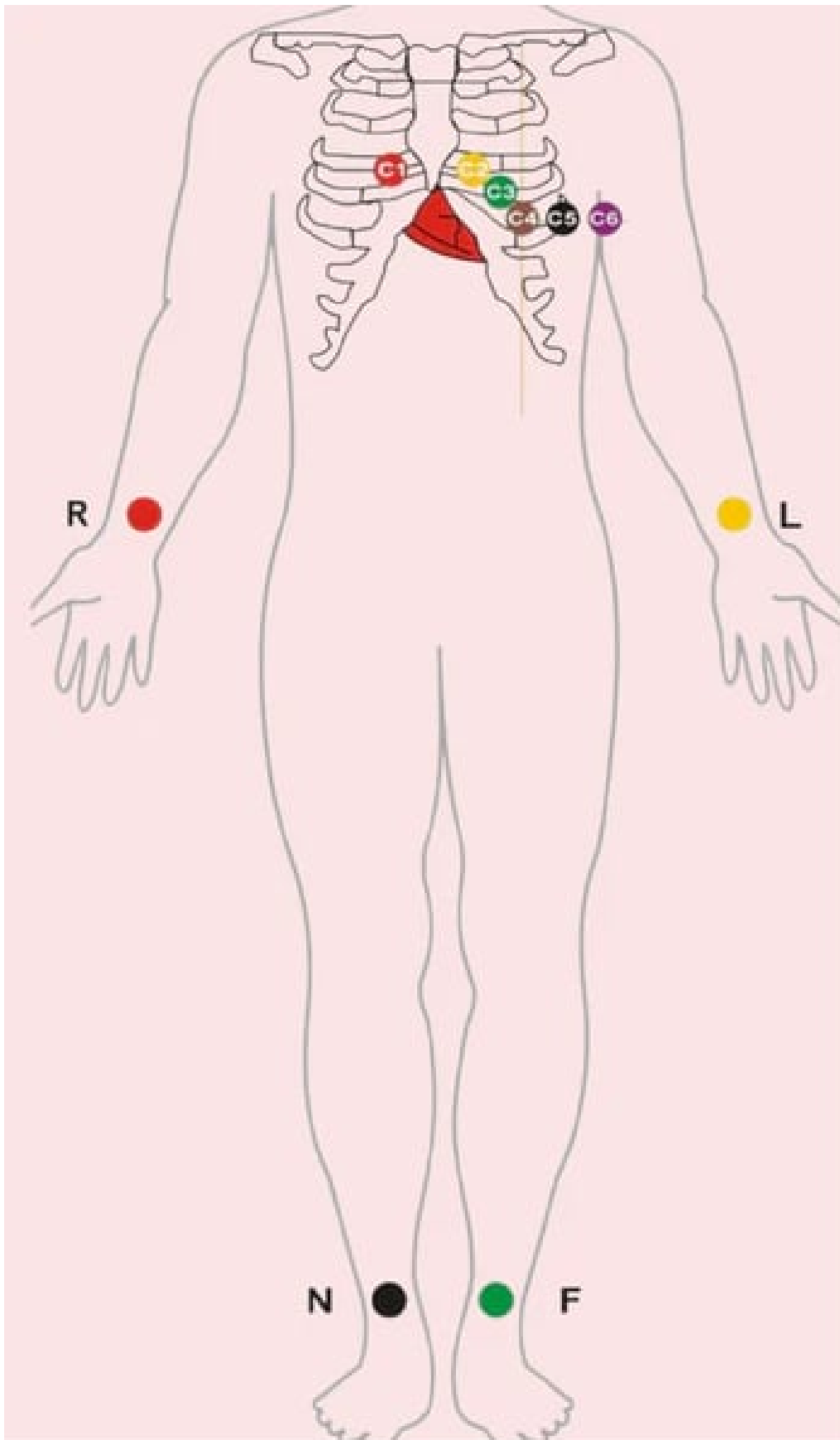


Figure 1.4: Axes des derivations- [27]

1.5 Le triangle d'Einthoven

Le triangle d'Einthoven est une méthode clé pour enregistrer l'activité électrique du cur, nommée d'après Willem Einthoven, le pionnier de l'électrocardiographie. Ce système repose sur

trois électrodes placées sur les membres : une sur le bras droit (OD), une sur le bras gauche (OG), et une sur la jambe gauche (GI). Ces électrodes permettent de former les dérivations I, II et III, qui captent l'activité électrique sous différents angles. La dérivation I mesure le courant entre le bras droit (OD, électrode négative) et le bras gauche (OG, électrode positive). La dérivation II relie le bras droit (OD, négative) à la jambe gauche (GI, positive). Enfin, la dérivation III connecte le bras gauche (OG, négative) à la jambe gauche (GI, positive) [12]. En complément, les dérivations augmentées aVR, aVL et aVF offrent une vue plus détaillée comme illustré dans la Figure 1.5: illustration du triangle deinthoven [23], l'électrode positive est sur le bras droit (RA), avec une électrode négative combinée des bras et jambes gauches (LA+LL). Pour aVL, l'électrode positive est sur le bras gauche (LA), et l'électrode négative combine le bras droit et la jambe gauche (RA+LL). Enfin, aVF place l'électrode positive sur la jambe gauche (LL), avec une électrode négative combinée du bras droit et du bras gauche (RA+LA). Une quatrième électrode, placée sur la jambe droite (RL), sert de mise à la terre pour minimiser les interférences et le bruit, assurant ainsi un signal plus clair [23].

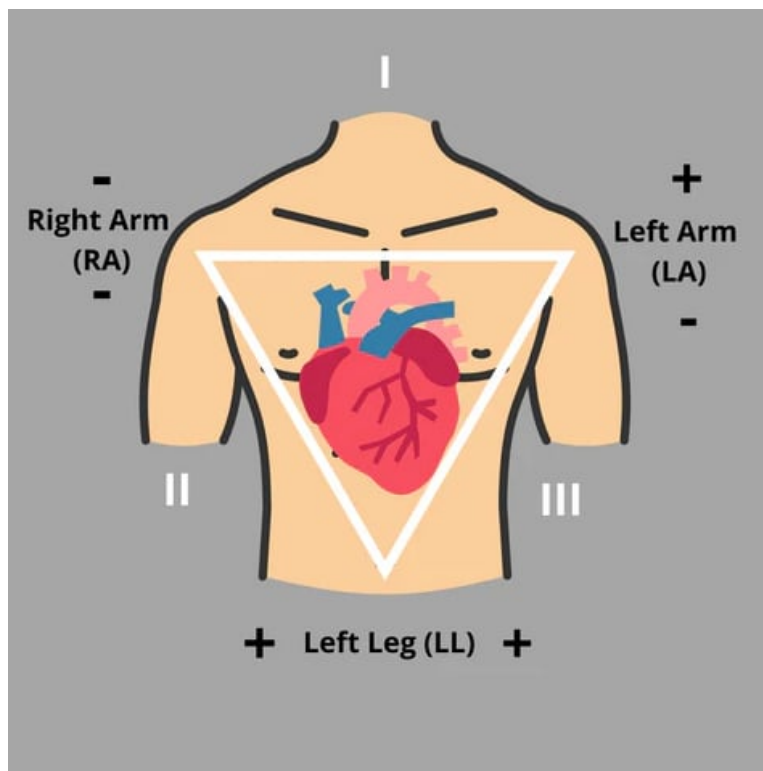


Figure 1.5: illustration du triangle deinthoven [23]

1.6 Certaines maladies cardiaques courantes

1.6.1 Les cinq super-classes de la base de données PTB-XL :

La base de données PTB-XL regroupe tous les diagnostics (71 catégories au total) en cinq grandes familles, appelées super-classes, qui permettent de classer les tracés ECG selon leurs caractéristiques principales. Voici une description de chacune d'elles :

- **NORM (Normal)** : Cette catégorie regroupe les tracés ECG qui montrent une activité cardiaque normale, sans anomalies majeures. Cela inclut les rythmes réguliers comme le rythme sinusal normal, mais aussi certaines variations bénignes. Par exemple, on y

ECG Color Code

AHA/ AAMI (American Heart Association / Association for the Advancement of Medical Instrumentation)		IEC- International Electrotechnical Commission	
Right Arm (RA)	White	RightArm (R)	Red
Left Arm (LA)	Black	Left Arm (L)	Yellow
Right Leg (RL)	Green	Neutral (N)	Black
Left Leg (LL)	Red	Foot (F)	Green
Precordial (V1)	Red	Chest (C1)	Red
Precordial (V2)	Yellow	Chest (C2)	Yellow
Precordial (V3)	Green	Chest (C3)	Green
Precordial (V4)	Blue	Chest (C4)	Brown
Precordial (V5)	Orange	Chest (C5)	Black
Precordial (V6)	Violet	Chest (C6)	Purple

Figure 1.6: illustration des couleurs des electrodes [12]

trouve des cas comme le rythme sinusal (SR), la fibrillation auriculaire (AFIB), la bradycardie sinusale (SBRAD), la tachycardie sinusale (STACH), ou encore l'arythmie sinusale (SARRH) [24].

- **CD (Conduction Disorders)** : Cette super-classe englobe les troubles affectant la conduction électrique dans le cur, c'est-à-dire la manière dont les signaux électriques se propagent pour coordonner les battements. Elle inclut des anomalies comme les blocs auriculo-ventriculaires de différents degrés (1AVB, 2AVB, 3AVB), les blocs fasciculaires antérieurs ou postérieurs gauches (LAFB, LPFB), les blocs de branche droits ou gauches, complets ou incomplets (CRBBB, IRBBB, CLBBB, ILBBB), ainsi que le syndrome de Wolff-Parkinson-White (WPW) [13].
- **MI (Myocardial Infarction)** : Cette catégorie concerne les cas d'infarctus du myocarde, c'est-à-dire une lésion du muscle cardiaque due à un manque d'oxygène, ainsi que les atteintes sous-endocardiques. Elle inclut différents types d'infarctus selon leur localisation, comme l'infarctus inférieur (IMI), antéro septal (ASMI), antérieur (AMI), ou postérieur (PMI), ainsi que des lésions sous endocardiques spécifiques (INJAS, INJAL, INJIN, INJIL) [25].
- **STTC (ST-T Changes)** : Cette super-classe regroupe les anomalies observées dans les segments ST ou les ondes T, qui peuvent être liées ou non à un infarctus, et parfois diffuses. Cela inclut des changements non spécifiques du segment ST (NST), des anomalies de l'onde T non diagnostiques (NDT), les effets de médicaments comme la digoxine (DIG), des signes d'ischémie localisée (ISCAL, ISCAS, ISCIN), des modifications liées à un anévrisme ventriculaire (ANEUR), ou encore des perturbations électrolytiques ou médicamenteuses (EL). On also finds non-specific variations such as the elevations or depressions of the ST segment (STE, STD) [26].

- HYP (Hypertrophy): Cette catégorie concerne les cas de hypertrophie cardiaque, où certaines parties du cur sont anormalement épaissies, ainsi que les situations impliquant des variations de voltage (haut ou bas). Elle inclut des diagnostics comme l'hypertrophie ventriculaire gauche (LVH), l'hypertrophie ventriculaire droite (RVH), l'hypertrophie septale (SEHYP), l'hypertrophie auriculaire gauche ou droite (LAO/LAE, RAO/RAE), et des critères de voltage élevés ou faibles (VCLVH, LVOLT, HVOLT) [27].

1.6.2 tableau des classes diagnostiques de PTB-XL

Le tableau ci-dessous présente les 71 classes diagnostiques de la base de données PTB-XL, avec leurs codes SNOMED CT, leurs labels en anglais, leurs syntaxes et significations, leurs définitions courtes en français et en arabe, leurs seuils cliniques typiques, et leurs super-classes associées.

English label (classe SCP)	Définition courte (FR)	Définition courte (AR)	Seuils cliniques typiques	Super-classe
NDTA	Anomalies T non diagnostiques	غير T تشوهات تشخيصية	T modifié sans critère spécifique	STTC
NST_	Altérations ST non spécifiques	غير ST تغييرات محددة	ST modifié sans critère spécifique	STTC
DIG	Effet digitalique	الديجيتاليس تأثير	ST↓ en cuillère, QT raccourci	STTC
LNGQT	Intervalle QT prolongé	طويلة QT فترة	QTc > 440-460 ms	STTC
NORM	ECG normal	طبيعي قلب تخطيط	FC 60-100 bpm, QRS normal	NORM
IMI	Infarctus myocardique inférieur	سفلي عضلي احتشاء	Onde Q > 40 ms en DII/III/aVF	MI
ASMI	Infarctus antéro-septal	للحاجز أمامي احتشاء	R diminuée V1-V3, Q en V1-V3	MI
LVH	Hypertrophie ventriculaire gauche	الأيسر البطين تضخم	Sokolow (S_V1 + R_V5/V6 > 35 mm)	HYP
LAFB	Bloc fasciculaire antérieur gauche	الحزمة انسداد اليسرى الأمامية	QRS < 120 ms, axe dévié à gauche	CD
ISC_	Changements ST-T ischémiques	نقص ST-T تغييرات تروية	ST/T modifié sans localization	STTC
IRBBB	Bloc de branche droit incomplete	اليمنى الحزمة انسداد الكامل غير	QRS 100-120 ms, rSr' en V1	CD
_1AVB	Bloc AV du 1er degré	بطيني أنفي انسداد أولى درجة	PR > 200 ms	CD
IVCD	Trouble intraventriculaire non spécifique	توصيل اضطراب غير البطين داخل محدد	QRS > 120 ms, morphologie non spécifique	CD
ISCA	Ischémie antérolatérale	أمامي تروية نقص جانبي	ST↑ ou T inversée en V3-V6	STTC
CRBBB	Bloc de branche droit complet	اليمنى الحزمة انسداد الكامل	QRS > 120 ms, rSR' en V1	CD
CLBBB	Bloc de branche gauche complet	الحزمة اليسرى الكامل	QRS > 120 ms, QRS large en V5-V6	CD
ILMI	Infarctus	جانبي سفلي احتشاء	Onde Q en	MI

	inférolatéral		DII/III/aVF/V5-V6	
LAO/LAE	Hypertrophie auriculaire gauche	الأيمن الأذنين تضخم	P large > 120 ms en DII	HYP
AMI	Infarctus myocardique antérieur	أمامي عضلي احتشاء	Onde Q en V1-V4	MI
ALMI	Infarctus anterolateral	جانبي أمامي احتشاء	Onde Q en V1-V6	MI
ISCI	Lésion sous-endocardique inférieure	بطانة تحت إصابة سفلية القلب	ST↓ en DII/III/aVF	STTC
LMI	Infarctus lateral	جانبي احتشاء	Onde Q en DI/aVL/V5-V6	MI
ISCI	Lésion sous-endocardique inférolatérale	بطانة تحت إصابة جانبية سفلية القلب	ST↓ en DII/III/aVF/V5-V6	STTC
LPFB	Bloc fasciculaire postérieur gauche	الخلقية الحزمة انسداد اليسرى	QRS < 120 ms, axe droit	CD
ISCA	Ischémie antéro-septale	أمامي تروية نقص الحاجز	ST↑ ou T inversée en V1-V3	STTC
ISCA	Lésion sous-endocardique latérale	بطانة تحت إصابة جانبية القلب	ST↓ en DI/aVL/V5-V6	STTC
RVH	Hypertrophie ventriculaire droite	الأيمن البطين تضخم	R > S en V1, axe droit	HYP
ANEUR	Changements ST-T d'anévrisme ventriculaire	أم ST-T تغييرات بطينية دموية	ST↑ persistant post-infarctus	STTC
RAO/RAE	Hypertrophie auriculaire droite	الأيمن الأذنين تضخم	P > 2.5 mm en DII/V1	HYP
ELEC	Trouble électrolytique ou médicamenteux	كهربائي اضطراب دوائي أو	ST/T modifié, ex. Hypokaliémie	STTC
WPW	Syndrome de Wolff-Parkinson-White	وولف منازمة وايت باركنسون	Delta wave, PR court < 120 ms	CD
ILBBB	Bloc de branche gauche incomplete	الحزمة انسداد الكامل غير اليسرى	QRS 100-120 ms, QRS large	CD
IPLMI	Infarctus inféropostérolatéral	خلفي سفلي احتشاء جانبي	Onde Q en DII/III/aVF/V5-V6	MI
ISCA	Ischémie antérieure	أمامي تروية نقص	ST↑ ou T inversée en V1-V4	STTC
IPMI	Infarctus inféropostérieur	خلفي سفلي احتشاء	Onde Q en DII/III/aVF, R	MI

			en V1	
SEHYP	Hypertrophie septale	الحاجز تضخم	R élevé en V1-V2	HYP
PMI	Infarctus postérieur	خلفي احتشاء	R > S en V1, ST↓ en V1-V3	MI
_3AVB	Bloc AV du 3e degré	بطوني أنيني انسداد ثالثة درجة	Dissociation AV complete	CD
_2AVB	Bloc AV du 2e degré	بطوني أنيني انسداد ثابته درجة	PR progressif ou blocs 2:1	CD
ABQRS	QRS anormal	طبيعي غير QRS	QRS déformé, non spécifique	CD
VPC	Complexe ventriculaire premature	مبكر بطوني انقباض	QRS large > 120 ms	CD
STDEP	Dépression ST non spécifique	غير ST انخفاض محدد	ST↓ < 1 mm, non spécifique	STTC
VCLVH	Critères de voltage pour hypertrophie VG	لتضخم الجهد معايير الأيسر البطين	S _{V1} + R _{V5} > 35 mm	HYP
QWAVE	Ondes Q présentes	موجودة Q أمواج	Q > 40 ms, > 25% de R	MI
LQT	Ondes T de faible amplitude	منخفضة T أمواج السعة	T < 1 mm	STTC
NT_	Changements T non spécifiques	غير T تغييرات محددة	T inversée ou aplatie	STTC
APC	Complexe auriculaire premature	مبكر أنيني انقباض	P' prématurée	CD
LPR	Intervalle PR prolongé	طويلة PR فترة	PR > 200 ms	CD
INVT	Ondes T inversées	معكوسة T أمواج	T inversée > 1 mm	STTC
LQRSV	Voltages QRS faibles	منخفضة QRS جهود	QRS < 5 mm en derivations	HYP
HQRSV	Voltage QRS élevé	مرتفع QRS جهد	QRS > 15 mm en derivations	HYP
TWABN	Anomalie de l'onde T	T موجة في خلل	T aplatie ou inverse	STTC
STE_	Élévation ST non spécifique	محدد غير ST ارتفاع	ST↑ < 1 mm, non spécifique	STTC
PC	Complexe(s) prématuré(s)	مبكرة انقباضات	P' ou QRS premature	CD
SR	Rythme sinusal	جيبى ايقاع	FC 60-100 bpm, P avant QRS	NORM
AFIB	Fibrillation auriculaire	أنيني رجفان	Absence de P, RR irrégulier	NORM
STACH	Tachycardie	جيبى تسارع	FC > 100 bpm,	NORM

	sinusale		P normal	
SARRH	Arythmie sinusale	جيبى اضطراب	Variation RR > 10%	NORM
SBRAD	Bradycardie sinusale	جيبى بطء	FC < 60 bpm, P normal	NORM
PAC	Pacemaker fonctionnant normalement	ضربات تنظيم جهاز طبيعي القلب	Spikes de pacemaker visibles	NORM
SVR	Arythmie supraventriculaire	فوق نظم اضطراب البطين	QRS étroit, P anormale	NORM
BIGU	Rythme bigéminé	الإيقاع ثنائي نمط	Couplet alternant	NORM
AFL	Flutter auriculaire	أذينية ررفة	Ondes F, rythme régulier	NORM
SVT	Tachycardie supraventriculaire	البطين فوق تسارع	FC > 150 bpm, QRS étroit	NORM
PSVT	Tachycardie supraventriculaire paroxystique	البطيني فوق تسارع منقطع	Début/fin brusques, QRS étroit	NORM
TRIGU	Rythme trigéminé	الإيقاع ثلاثي نمط	Triplet alternant	NORM

Figure 1.7: tableau des classes diagnostiques de PTB-XL

1.7 Conclusion

Le chapitre 1 a permis de poser les bases fondamentales de l'électrocardiogramme (ECG) en tant qu'outil essentiel pour le diagnostic des maladies cardiovasculaires. L'ECG, en captant l'activité électrique du cur de manière non invasive, fournit des informations cruciales sur les ondes P, QRS et T, ainsi que sur les intervalles et segments associés (RR, ST, PQ, QT). Ces éléments permettent d'identifier des anomalies telles que les arythmies, l'ischémie ou l'infarctus du myocarde. L'exploration du système de conduction cardiaque, du triangle d'Einthoven et de l'ECG à 12 dérivations a mis en évidence la richesse et la complexité des signaux ECG, qui nécessitent une analyse précise pour un diagnostic fiable. La classification des pathologies dans la base de données PTB-XL en cinq super-classes (NORM, CD, MI, STTC, HYP) offre une structuration claire des diagnostics, facilitant l'application de méthodes d'intelligence artificielle. Ce chapitre souligne l'importance de l'ECG comme outil diagnostique universel, tout en mettant en lumière les défis liés à son interprétation manuelle, notamment en raison de la variabilité et du bruit des signaux. Ces défis justifient le recours à des approches avancées, comme le deep learning, abordées dans les chapitres suivants

CHAPITRE 2 : Deep Learning

Ce chapitre explore le deep learning, ses architectures (CNN, RNN, LSTM) et leur application dans l'analyse des données biomédicales comme les ECG

2.1 Introduction :

L'apprentissage profond (deep learning) est une sous-discipline de l'apprentissage automatique qui utilise des réseaux de neurones artificiels organisés en plusieurs couches hiérarchiques. Chaque couche extrait des représentations de plus en plus complexes à partir des données brutes, permettant au modèle de résoudre des tâches complexes sans nécessiter d'ingénierie manuelle des caractéristiques [29]. Cette approche *end-to-end* entraîne simultanément toutes les couches, ajustant les poids des connexions par rétropropagation pour minimiser une fonction de coût globale [30]. Avec de grandes quantités de données et des architectures profondes, ces modèles atteignent des performances exceptionnelles dans des domaines comme la reconnaissance d'images, la traduction automatique et la reconnaissance vocale [31].

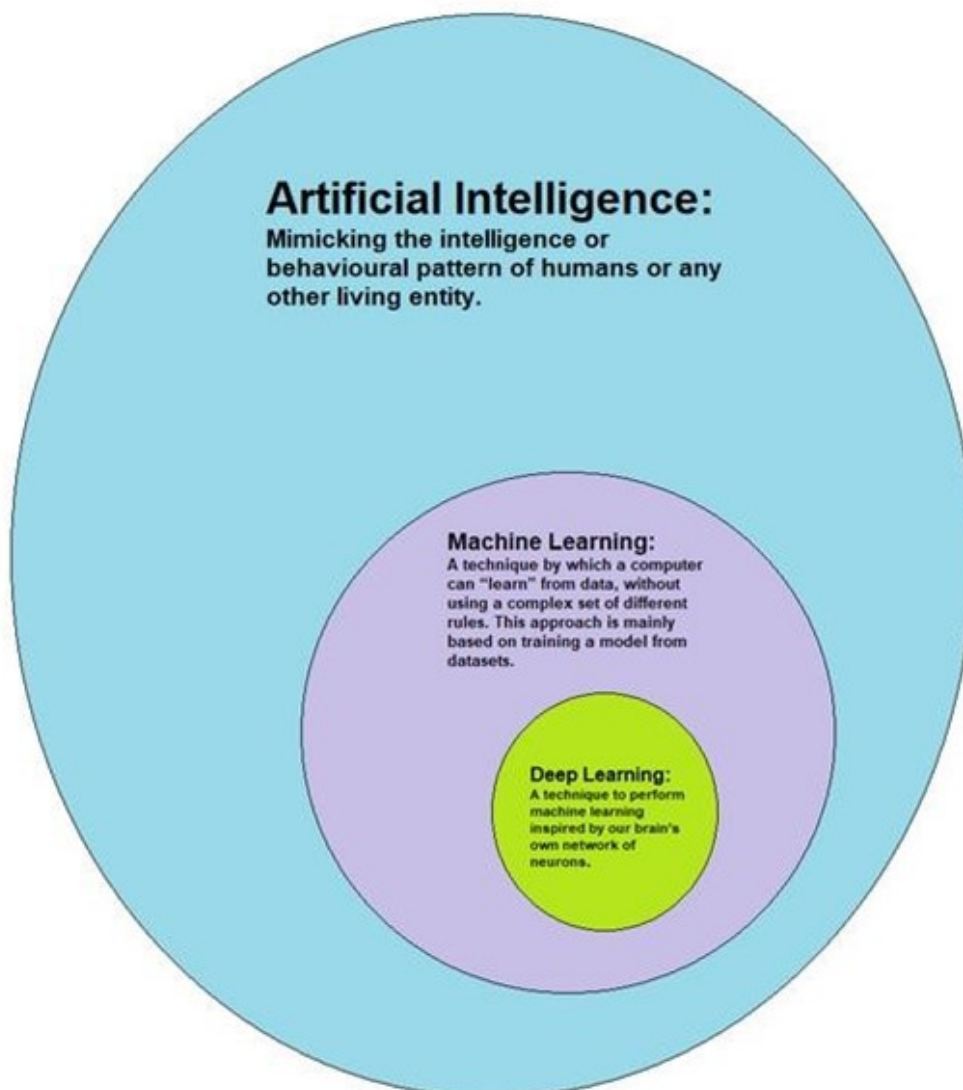


Figure 2.1: Introduction à l'apprentissage profond [58]

2.2 Évolution et importance dans l'IA moderne :

L'intelligence artificielle (IA) a connu une évolution majeure depuis ses origines dans les années 1950. Initialement dominée par des approches symboliques et des systèmes experts, comme ceux proposés par McCarthy et al. [32], l'IA s'est orientée vers l'apprentissage automatique dans les années 1980. L'avènement de l'apprentissage profond au début du 21^e siècle, soutenu par des avancées comme l'algorithme de rétropropagation et l'accès à de vastes ensembles de données, a marqué un tournant décisif [29]. Les architectures de type Transformer, introduites par Vaswani et al. [33], ont révolutionné le traitement automatique du langage naturel (TALN), avec des modèles comme GPT et BERT. L'IA moderne joue un rôle clé dans divers secteurs : en santé, pour des diagnostics précis via l'analyse d'images médicales [34]; dans l'industrie, pour une automatisation intelligente des processus [35]; et dans le commerce, pour des systèmes de recommandation personnalisés [35]. Elle contribue également à la recherche scientifique, accélérant la découverte de matériaux ou la modélisation climatique [36].

2.3 comparaison : IA Moderne vs Apprentissage Automatique Traditionnel

Table 2.1: Comparaison entre l'apprentissage automatique traditionnel et l'IA moderne (deep learning) [37, 38, 39, 40]

Critère	Apprentissage Automatique Traditionnel	IA Moderne (Deep Learning)
Approche principale	Algorithmes comme SVM, arbres de décision, régression logistique. Ingénierie des caractéristiques manuelle	Réseaux neuronaux profonds (CNN, Transformer). Apprentissage automatique des caractéristiques
Type de données	Principalement données structurées (tabulaires)	Données non structurées (images, textes, sons) et multimodales
Performance	Efficace pour des tâches spécifiques avec données limitées, mais moins performant sur des tâches complexes	Supérieure pour des tâches complexes comme la vision par ordinateur et le TALN
Ressources nécessaires	Moins intensif en calcul, adapté à des machines standard	Exige des GPU/TPU et de grandes quantités de données, coûteux en énergie
Flexibilité	Limité par la nécessité d'expertise humaine pour l'extraction des caractéristiques	Grande flexibilité grâce à l'apprentissage automatique des représentations
Défis éthiques	Moins préoccupant, mais biais possibles dans les données pré-traitées	Biais amplifiés dans les grands modèles, problèmes de confidentialité et d'éthique
Exemples d'applications	Prédictions financières, diagnostic médical simple	Traduction automatique, reconnaissance d'images, assistants IA conversationnels

2.4 Réseaux de neurones récurrents (RNN)

2.4.1 Introduction aux RNN :

Les réseaux de neurones récurrents (Recurrent Neural Networks, RNN) sont conçus pour traiter des données séquentielles, comme les séries temporelles, le texte ou la parole, grâce à des boucles rétroactives qui maintiennent une mémoire des états antérieurs [30]. Cette capacité à modéliser les dépendances temporelles les rend idéaux pour des tâches où le contexte séquentiel est crucial [29].

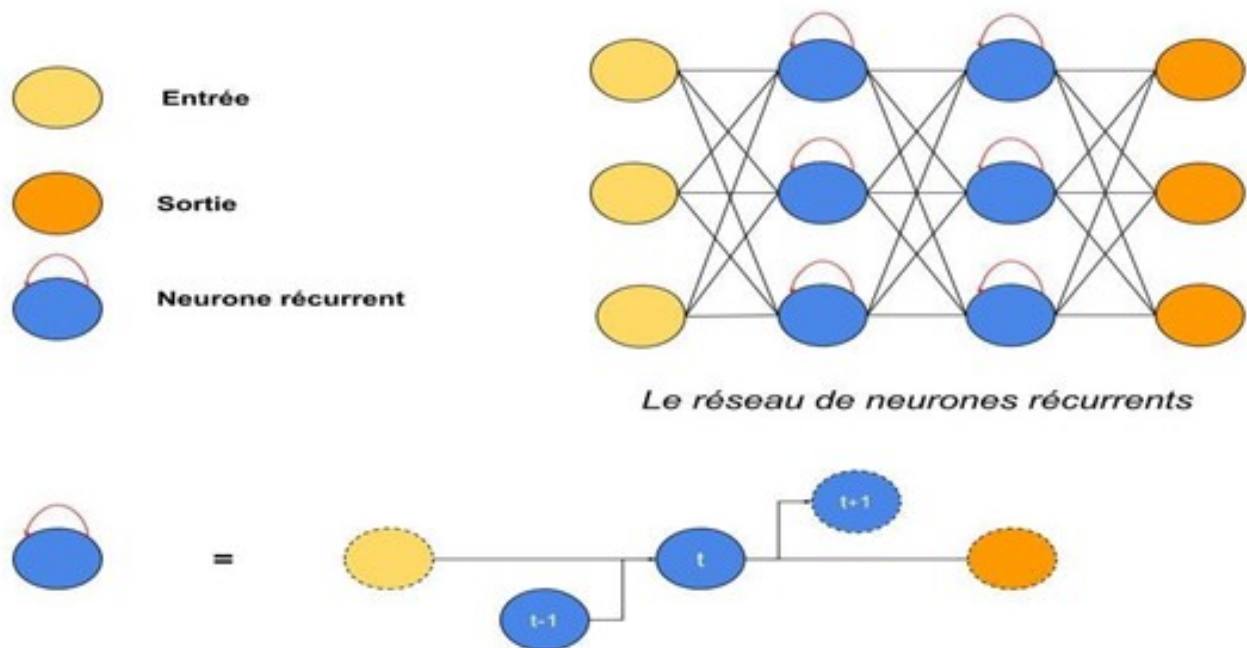


Figure 2.2: Architecture de Rnn [61]

2.4.2 Défis

Les RNN souffrent du problème des gradients évanescents, où les gradients deviennent trop petits lors de la rétropropagation, limitant leur capacité à apprendre des dépendances à long terme [52]. Ce phénomène entrave leur performance sur des séquences longues.

2.5 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

2.5.1 Définition et objectif:

Les réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks, CNN) sont des architectures d'apprentissage profond spécialisées dans le traitement de données structurées spatialement, comme les images ou les séries temporelles [29]. Leur objectif est d'extraire automatiquement des caractéristiques hiérarchiques (contours, motifs, objets complexes) à partir de données brutes, surpassant les approches traditionnelles nécessitant une ingénierie manuelle des caractéristiques [30].

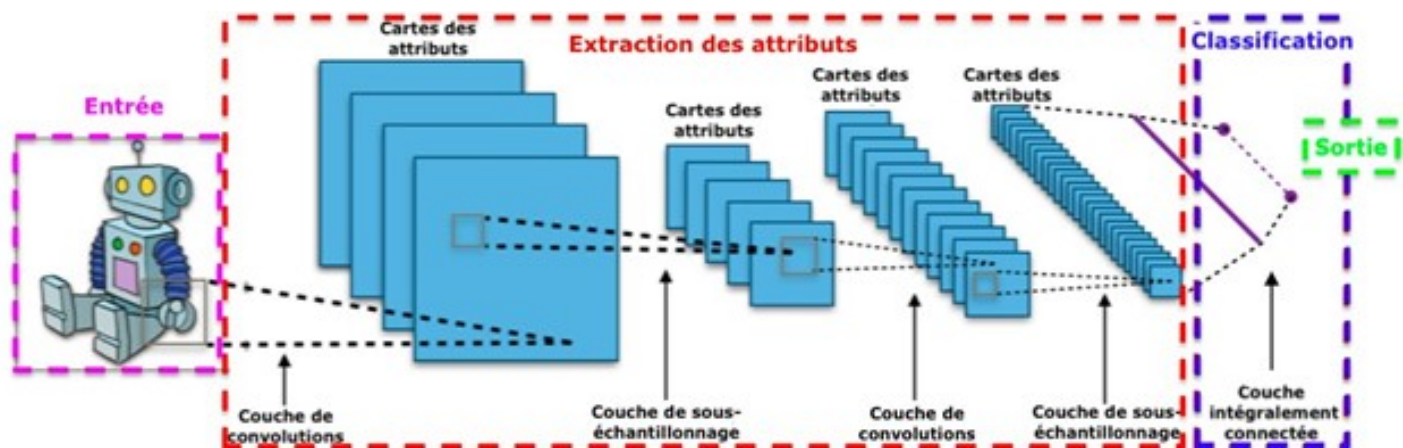


Figure 2.3: Architecture CNN [59]

2.5.2 Couches CNN

Les CNN sont composés de plusieurs types de couches :

- **Couches convolutives** : Utilisent des filtres appris pour produire des cartes de caractéristiques capturant des motifs spatiaux progressifs, des bords simples aux structures complexes [29].

- **Couches de pooling** : Max pooling : Sélectionne la valeur maximale dans une région, mettant en avant les caractéristiques dominantes. Average pooling : Calcule la moyenne, lissant les informations pour une généralisation accrue [41].
- **Couches entièrement connectées** : Intègrent les caractéristiques extraites pour des tâches comme la classification ou la régression [30].



Figure 2.4: Max-pooling et average-pooling [62]

2.5.3 Processus d'apprentissage dans les CNN:

Le processus d'apprentissage des CNN comprend :

- **Propagation directe** : Les données traversent les couches (convolution, pooling, activation) pour générer une prédiction [29].
- **Rétropropagation** : Les erreurs, calculées via une fonction de perte (ex. entropie croisée), sont rétropropagées pour ajuster les poids par descente de gradient [42].
- **Fonctions de perte** : L'entropie croisée est courante pour la classification, mesurant l'écart entre prédictions et étiquettes [30].
- **Optimisation** : Algorithmes comme Adam accélèrent la convergence et améliorent la précision [43].
- **Régularisation** : Techniques comme le dropout ou la normalisation par lots réduisent le surapprentissage [44].

2.5.4 Architectures CNN populaires

Les architectures CNN populaires incluent :

- **Classiques** : LeNet : Pionnier pour la reconnaissance de chiffres manuscrits, posant les bases des CNN modernes [45]. AlexNet : Révolution en 2012 grâce à sa profondeur et l'utilisation de GPU [46]. VGG : Architecture profonde avec couches empilées, précise mais coûteuse en calcul [47].
- **Modernes** : ResNet : Introduit des connexions résiduelles pour des réseaux profonds sans dégradation [48]. EfficientNet : Optimise l'équilibre entre précision et efficacité computationnelle [49]. MobileNet : Conçu pour les appareils à ressources limitées, idéal pour applications mobiles [50].
- **Cas d'utilisation** : Reconnaissance faciale (ResNet), diagnostic en imagerie médicale (EfficientNet), détection d'objets en temps réel (MobileNet) [51].

2.6 Réseaux à mémoire à long terme (LSTM)

2.6.1 Définition et architecture

Les LSTM (Long Short-Term Memory), une variante avancée des RNN, surmontent les limitations des gradients évanescents grâce à une structure sophistiquée comprenant [53] :

- **État de la cellule** : Maintient une mémoire à long terme, préservant les informations sur de longues séquences.
- **Portes** : Porte d'oubli : Détermine quelles informations antérieures doivent être écartées.
Porte d'entrée : Contrôle les nouvelles informations à intégrer dans l'état de la cellule.
Porte de sortie : Régule les informations transmises à la couche suivante.

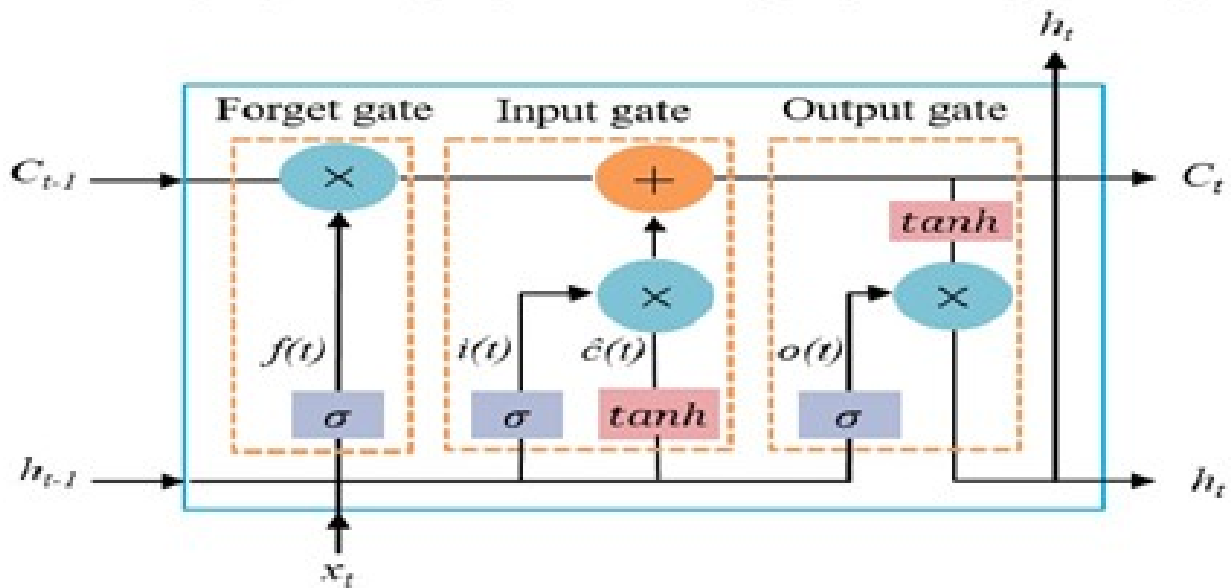


Figure 2.5: Architecture Long Short-Term Memory [60]

2.6.2 Avantages :

Les LSTM capturent efficacement les dépendances à long terme, offrant une robustesse accrue pour les tâches séquentielles complexes par rapport aux RNN traditionnels [53].

2.6.3 LSTM bidirectionnel (BiLSTM) :

Les LSTM bidirectionnels (BiLSTM) traitent les séquences dans deux directions (avant et arrière), intégrant le contexte passé et futur pour une compréhension plus riche [54]. Cette architecture combine deux LSTM indépendants, augmentant la précision dans les tâches nécessitant une analyse contextuelle globale. Applications :

- Traitement automatique du langage naturel (TALN) : Analyse de sentiments, classification de textes [55].
- Reconnaissance vocale : Transcription précise en exploitant le contexte bidirectionnel [56].

2.6.4 Apprentissage et optimisation dans les LSTM :

L'apprentissage des LSTM repose sur :

- **Rétropropagation temporelle (BPTT)** : Adapte les poids en propageant les erreurs à travers les étapes temporelles, tenant compte des dépendances séquentielles [30].
- **Défis** : Les gradients peuvent disparaître (vanishing gradients) ou exploser (exploding gradients), perturbant l'apprentissage [52].
- **Solutions** : L'écrêtage des gradients (gradient clipping) limite les valeurs extrêmes, stabilisant l'entraînement [57].

2.7 InceptionTime

2.7.1 Définition d'InceptionTime

InceptionTime est un modèle d'apprentissage profond conçu pour la classification de séries temporelles, s'inspirant de l'architecture Inception (GoogLeNet) initialement développée pour la vision par ordinateur [58]. Ce modèle utilise des convolutions unidimensionnelles pour extraire des caractéristiques temporelles à différentes échelles, ce qui le rend particulièrement adapté aux données séquentielles complexes, telles que les signaux électrocardiographiques (ECG) ou les séries financières [59].

2.7.2 Couches utilisées dans InceptionTime

L'architecture d'InceptionTime repose sur une combinaison de couches spécifiques, organisées en modules Inception. Les principales couches incluent :

- **Convolutions 1D** : Appliquent des filtres de différentes tailles (par exemple, 10, 20, 40) pour capturer des motifs temporels à court, moyen et long terme [29].
- **Couches de pooling** : Max Pooling 1D : Réduit la dimensionnalité tout en préservant les caractéristiques dominantes. Bottleneck Pooling : Une convolution 1x1 réduit le nombre de canaux avant les convolutions principales, optimisant le coût computationnel [58].
- **Normalisation par lots** : Stabilise l'entraînement en normalisant les activations, réduisant ainsi la sensibilité aux initialisations des poids [44].
- **Activation ReLU** : Introduit de la non-linéarité pour modéliser des relations complexes dans les données [73].
- **Connexions résiduelles** : Inspirées des réseaux ResNet, elles facilitent l'entraînement de réseaux profonds en évitant la disparition du gradient [48].

- **Global Average Pooling** : Réduit la dimension spatiale avant la classification, minimisant le nombre de paramètres [74].
- **Couches entièrement connectées** : Combinent les caractéristiques extraites pour produire la prédiction finale, généralement avec une activation softmax pour les tâches de classification [30].

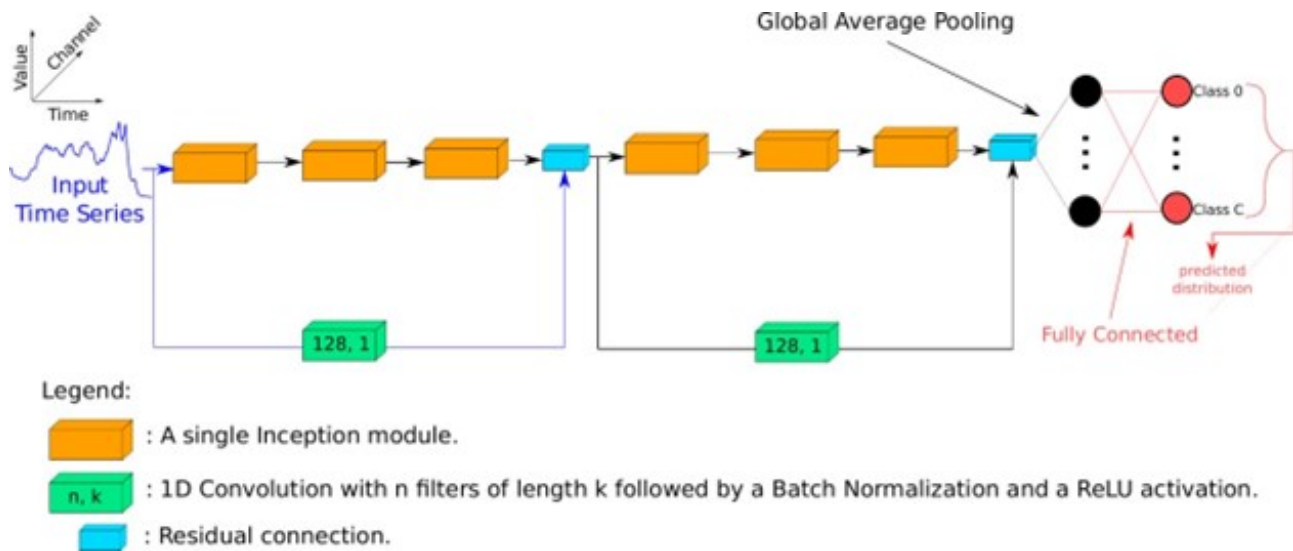


Figure 2.6: Architecture inceptiontime[75]

2.8 Conclusion

Les CNN excellent dans l'extraction de caractéristiques spatiales des images [29], tandis que les RNN, comme les LSTM, capturent les dépendances temporelles pour le TALN et la reconnaissance vocale. Pour la classification des séries temporelles, InceptionTime combine les architectures Inception et ResNet pour capturer des motifs complexes à différentes échelles, offrant robustesse et efficacité pour des applications biomédicales et industrielles [59]. Sa complexité et sa dépendance à de grandes quantités de données annotées exigent une expertise technique. Le choix entre CNN, RNN et InceptionTime dépend des données et des contraintes opérationnelles.

Chapitre 3 :
EXPÉRIIMENTATION
& RÉSULTATS

Dans ce chapitre, nous présentons la phase pilote de notre étude consacrée à l'analyse des signaux ECG en vue de la prédiction des maladies cardiaques. Nous y écrivons la conception et l'évaluation d'un cadre méthodologique inédit, fondé sur les travaux recensés dans la revue de la littérature, qui tire parti des spécificités propres à l'ECG et exploite les approches d'intégration les plus pertinentes. Nous détaillons précisément les procédures de collecte des données, de prétraitement des enregistrements et de mise en uvre du modèle hybride. À l'aide d'une série d'expérimentations rigoureuses, nous mesurons la performance et la robustesse de notre système. L'analyse critique des résultats obtenus, accompagnée d'une interprétation statistique et clinique, permet de valider l'efficacité de notre approche et d'orienter les perspectives de recherche future dans le domaine de la prédiction automatisée des pathologies cardiaques [63].

3.1 Description des Métadonnées du Jeu de Données PTB-XL Version 1.0.3 :

Le jeu de données PTB-XL version 1.0.3 est un ensemble complet d'enregistrements d'électrocardiogrammes (ECG) à 12 dérivations, largement utilisé pour l'analyse et l'entraînement d'algorithmes d'interprétation automatique des ECG. Les métadonnées associées sont principalement stockées dans le fichier `ptb-xl-database.csv`, où chaque ligne correspond à un enregistrement identifié par un `ecgid` unique. Ces métadonnées sont structurées en plusieurs catégories pour faciliter l'analyse et l'exploitation des données. Cet article présente une description détaillée et structurée des métadonnées, en s'appuyant sur les informations officielles disponibles [63].

3.1.1 Identifiants :

Les identifiants permettent de localiser et de relier les enregistrements aux patients et aux fichiers de données correspondants :

- **ecg-id** : Identifiant unique attribué à chaque enregistrement ECG.
- **patient-id** : Identifiant pseudonymisé du patient, permettant de regrouper les enregistrements d'un même individu.
- **filename-hr** : Chemin vers les données de forme d'onde à haute résolution (500 Hz).
- **filename-lr** : Chemin vers les données de forme d'onde à basse résolution (100 Hz).

3.1.2 Métadonnées Démographiques et d'Enregistrement:

Ces métadonnées fournissent des informations contextuelles sur les patients et les conditions d'enregistrement :

- **Age** : Âge du patient au moment de l'enregistrement, avec une médiane de 62 ans et une plage de 0 à 95 ans. Les âges supérieurs à 89 ans sont codés comme 300 pour se conformer aux réglementations HIPAA [63].

- **Sex** : Sexe du patient, avec une répartition de 52 d'hommes et 48 de femmes.
- **Height** : Taille du patient, disponible pour 31,98 des enregistrements (médiane : 166 cm, intervalle interquartile [IQR] : 14 cm).
- **Weight** : Poids du patient, disponible pour 43.18 des enregistrements (médiane : 70 kg, IQR : 20 kg).
- **Nurse** : Identifiant pseudonymisé de l'infirmier(e) ayant effectué l'enregistrement, avec 12 infirmiers uniques.
- **Site** : Lieu pseudonymisé de l'enregistrement, couvrant 51 sites distincts.
- **Devise** : Type de dispositif utilisé pour l'enregistrement, avec 11 types différents.
- **Recording date** :
Date de l'enregistrement, décalée par un offset aléatoire par patient pour garantir l'anonymat.

3.1.3 Annotations ECG (Déclarations SCP-ECG):

Les annotations fournissent des informations cliniques détaillées sur les enregistrements ECG :

- **scp-codes** : Dictionnaire contenant les déclarations SCP-ECG conformes à la norme SCP-ECG, comprenant 71 déclarations différentes. Chaque déclaration est associée à une probabilité (statement: likelihood), où une probabilité de 0 indique une information inconnue. Ces déclarations englobent les diagnostics, les morphologies et les rythmes cardiaques [63].
- **report** : Chaîne de texte contenant le rapport clinique généré par un cardiologue ou un dispositif ECG.
- **heart-axis** : Orientation de l'axe cardiaque, indiquant la direction électrique principale du cur.
- **infarction-stadium 1 / infarction-stadium 2** : Stades de l'infarctus myocardique, lorsqu'applicable.
- **validated-by** : Identifiant pseudonymisé du cardiologue ayant validé l'enregistrement.
- **second-opinion** : Indicateur de la nécessité d'un deuxième avis médical.
- **initial-autogenerated-report** : Indique si le rapport initial a été généré automatiquement par un dispositif.
- **validated-by-human** : Indique si l'enregistrement a été validé par un cardiologue humain.

```

    ecg_id  patient_id  age  sex  height  weight  nurse  site  device \
0         1    15709.0  56.0   1    NaN    63.0   2.0   0.0  CS-12  E
1         2    13243.0  19.0   0    NaN    70.0   2.0   0.0  CS-12  E
2         3    20372.0  37.0   1    NaN    69.0   2.0   0.0  CS-12  E
3         4    17014.0  24.0   0    NaN    82.0   2.0   0.0  CS-12  E
4         5    17448.0  19.0   1    NaN    70.0   2.0   0.0  CS-12  E

    recording_date  ...  validated_by_human  baseline_drift  static_noise \
0  1984-11-09 09:17:34  ...                True                NaN      , I-V1,
1  1984-11-14 12:55:37  ...                True                NaN      NaN
2  1984-11-15 12:49:10  ...                True                NaN      NaN
3  1984-11-15 13:44:57  ...                True      , II,III,AVF      NaN
4  1984-11-17 10:43:15  ...                True      , III,AVR,AVF      NaN

    burst_noise  electrodes_problems  extra_beats  pacemaker  strat_fold \
0         NaN                NaN                NaN                NaN                3
1         NaN                NaN                NaN                NaN                2
2         NaN                NaN                NaN                NaN                5
3         NaN                NaN                NaN                NaN                3
4         NaN                NaN                NaN                NaN                4

    filename_lr  filename_hr
0  records100/00000/00001_lr  records500/00000/00001_hr
1  records100/00000/00002_lr  records500/00000/00002_hr
2  records100/00000/00003_lr  records500/00000/00003_hr
    
```

 Figure 3.1: Contenu du fichier `ptbxlqatabase.csv`

3.1.4 Différence entre qualité du signal 100hz 500hz :

Les signaux ECG du jeu de données PTB-XL sont disponibles à deux fréquences d'échantillonnage : **500 Hz** (haute résolution) et **100 Hz** (basse résolution). Voici une brève description des différences entre ces deux types de signaux :

Résolution temporelle :

- À 500 Hz, un échantillon est pris toutes les 2 ms, offrant une meilleure précision pour capturer les détails fins des formes d'onde ECG, comme les segments ST ou les ondes P et T.
- À 100 Hz, un échantillon est pris toutes les 10 ms, ce qui réduit la précision des détails temporels, mais reste suffisant pour analyser les caractéristiques principales (par ex., complexes QRS).

Taille des données :

- Les fichiers à 500 Hz (filename-hr) contiennent cinq fois plus de points de données que ceux à 100 Hz (filename-lr), ce qui augmente leur taille et les ressources nécessaires pour leur traitement.

Qualité et bruit :

- Les signaux à 500 Hz capturent plus de détails, mais peuvent inclure davantage de bruit à haute fréquence.
- Les signaux à 100 Hz, étant sous-échantillonnés, filtrent partiellement ce bruit, mais au détriment de la perte de certaines informations.

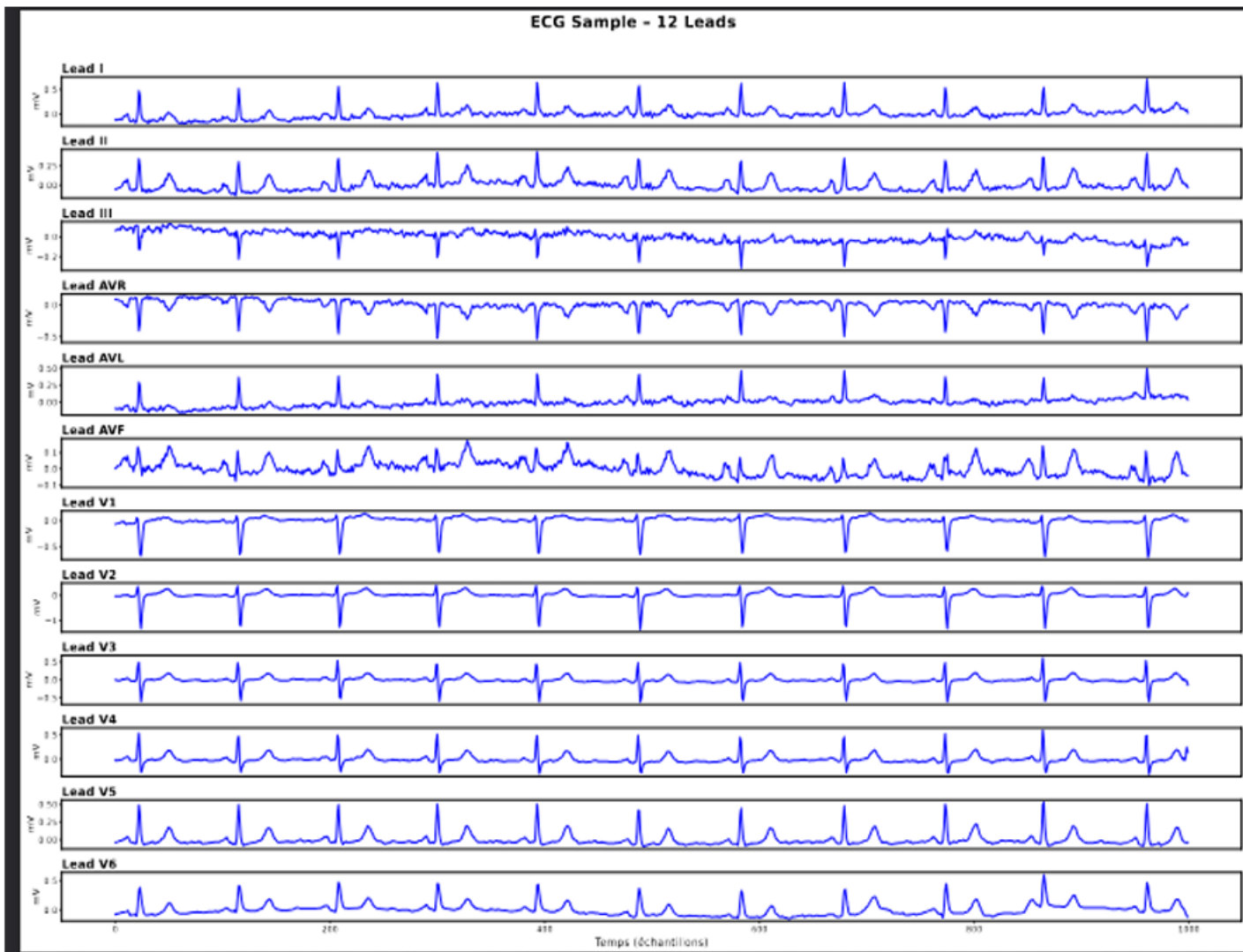


Figure 3.2: Exemple d'un ECG avec 12 dérivation (500HZ)

3.2 Traitement des Données (pour classification unique)

3.2.1 Redimensionnement des Données:

3.2.1.1 Sélection des Classes (classification unique) :

L'analyse de la répartition des diagnostics dans le jeu de données PTB-XL a révélé une grande diversité de pathologies, certaines étant représentées par un faible nombre d'enregistrements. Pour garantir une analyse robuste et réduire les biais liés aux classes sous-représentées, seules les dix catégories diagnostiques les plus fréquentes ont été retenues pour le traitement des données [63]. Ces catégories sont :

- **NORM** : ECG normal
- **IMI** : Infarctus du myocarde inférieur
- **ASMI** : Infarctus du myocarde antéro-septal

- **NDT** : Anomalie non diagnostiquée
- **LVH** : Hypertrophie ventriculaire gauche
- **LAFB** : Bloc de branche antérieur gauche
- **IRBBB** : Bloc de branche droit incomplet
- **CLBBB** : Bloc de branche gauche complet
- **NST** : Anomalies non spécifiques du segment ST
- **ILMI** : Infarctus du myocarde inféro-latéral

Les signaux ECG associés à ces dix classes ont été extraits des enregistrements à haute résolution (500 Hz) classification unique. Les dimensions des signaux originaux pour ces classes sont les suivantes : (18943, 5000, 12), où :

- **18943** : représente le nombre total d'enregistrements pour les dix classes,
- **5000** : correspond à la longueur des signaux (10 secondes à 500 Hz),
- **12**: indique le nombre de dérivations ECG par enregistrement.

Cette réduction du nombre de classes permet une analyse plus ciblée et améliore l'efficacité des algorithmes d'apprentissage automatique en limitant les problèmes liés aux données déséquilibrées.

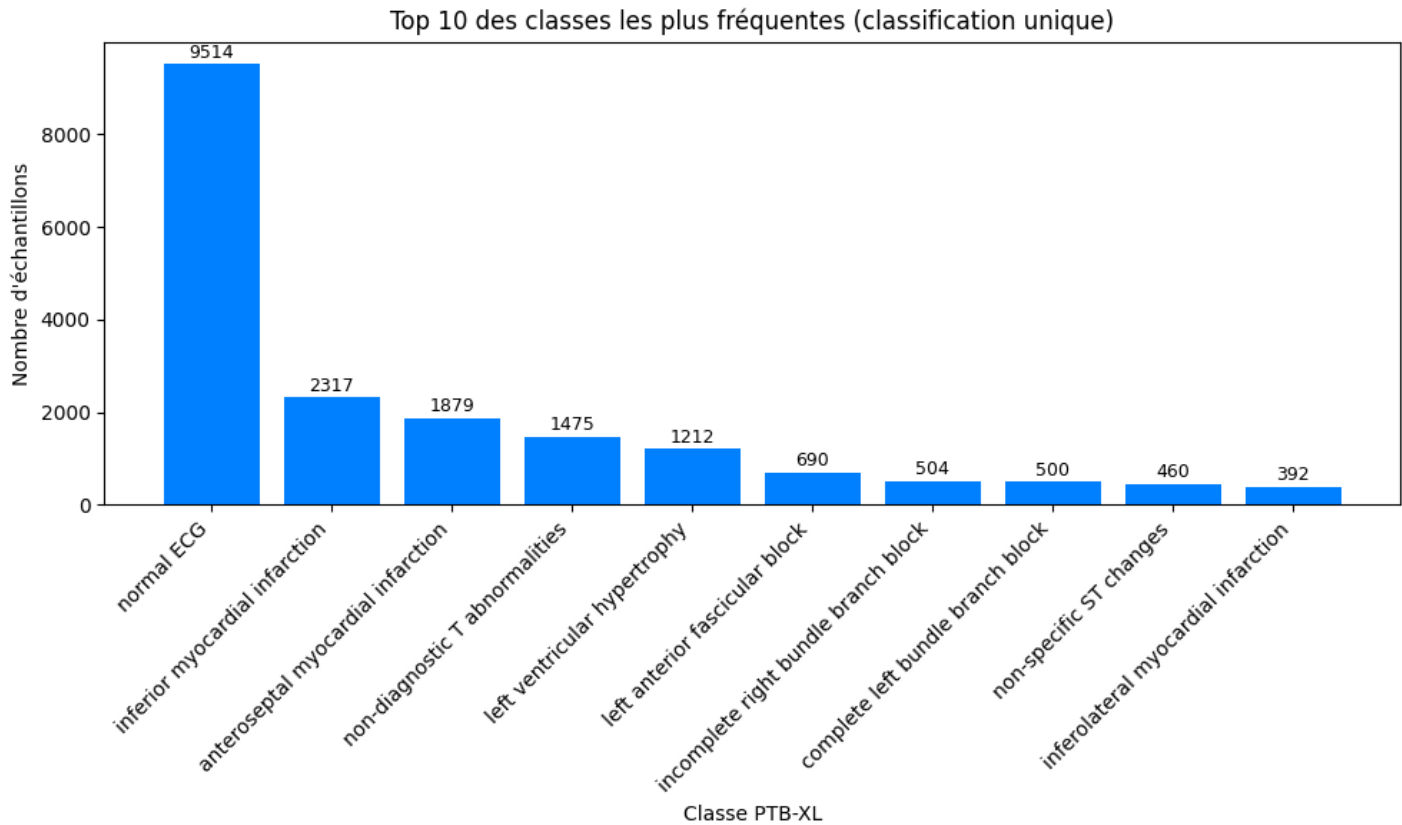


Figure 3.3: Distribution des 10 classes courantes (classification unique)

3.3 Augmentation et Équilibrage des Données

3.3.1 Principes de l'Augmentation des Données

L'augmentation de données est une technique couramment utilisée en apprentissage automatique pour enrichir les ensembles de données en générant de nouveaux échantillons à partir des données existantes. Cette approche vise à augmenter artificiellement la taille de l'échantillon, à réduire le risque de surapprentissage et à améliorer la généralisation des modèles [64]. Pour les signaux ECG, l'augmentation consiste à appliquer des transformations contrôlées, telles que l'ajout de bruit, le redimensionnement, ou des décalages temporels, tout en préservant les caractéristiques cliniquement significatives [65]. Cependant, dans le domaine médical, l'augmentation des données nécessite une attention particulière. Des transformations inappropriées peuvent altérer les caractéristiques diagnostiques des signaux ECG, comme les segments ST ou les ondes P et T, ce qui pourrait compromettre la qualité de l'entraînement des modèles et entraîner des erreurs diagnostiques [66]. Ainsi, les méthodes d'augmentation doivent être soigneusement sélectionnées pour garantir l'intégrité clinique des données.

3.3.2 Méthodes d'Augmentations :

Pour répondre aux défis posés par le déséquilibre des classes dans le jeu de données PTB-XL, des techniques d'augmentation ont été appliquées. Les méthodes utilisées, adaptées aux spécificités des signaux ECG, sont décrites ci-dessous avec leurs paramètres associés :

Méthode	Paramètre	Description
random_noise	intensity=0.05	Ajout de bruit aléatoire à faible intensité pour simuler des interférences mineures.
Scaling	scale_range=(0.9, 1.1)	Mise à l'échelle de l'amplitude des signaux pour imiter des variations d'intensité.
time_shift	max_shift=50	Décalage temporel maximal de 50 échantillons pour simuler des variations de synchronisation.
time_warp	warp_factor=0.1	Distorsion temporelle légère pour introduire des variations dans la morphologie des signaux.

Table 3.1: Méthodes d'Augmentations

Random Noise (Ajout de Bruit Aléatoire) :

- **Justifications :**

Les signaux ECG réels sont souvent affectés par des bruits parasites, tels que des interférences musculaires ou électriques [67]. L'ajout de bruit aléatoire à faible intensité (intensity=0.05) simule ces conditions réalistes, rendant les modèles plus robustes aux artefacts rencontrés dans des environnements cliniques variés.

- **Avantages :**

- Améliore la robustesse des modèles face au bruit, un problème courant dans les ECG [67].
- Nécessite peu de calculs, ce qui le rend efficace pour un traitement à grande échelle.
- Préserve les caractéristiques diagnostiques principales (par exemple, complexes QRS) grâce à la faible intensité du bruit.

Scaling (Mise à l'Échelle de l'Amplitude) :

- **Justification :**

Les variations d'amplitude dans les signaux ECG peuvent résulter de différences physiologiques (par exemple, taille du cur) ou de variations dans les dispositifs d'enregistrement [63]. La mise à l'échelle dans la plage (0.9, 1.1) simule ces variations naturelles.

- **Avantages :**

- Permet aux modèles de généraliser face aux variations d'amplitude inter patients [65].
- Simple à implémenter et peu coûteux en calcul.
- Maintient la morphologie temporelle des signaux, essentielle pour le diagnostic.

Time Shift (Décalage Temporel)

- **justification**

La distorsion temporelle (warp-factor=0.1) introduit de légères variations dans la morphologie des signaux, simulant des différences subtiles dans les rythmes cardiaques ou les

durées des ondes [65]. Cette méthode est conçue pour augmenter la diversité des données tout en préservant les caractéristiques diagnostiques.

- **Avantage**

- Permet de simuler des variations physiologiques complexes, comme des différences dans la durée des complexes QRS [67].
- Améliore la généralisation des modèles pour les classes rares en introduisant des variations morphologiques.

Time Warp (Distorsion Temporelle)

Justification :

La distorsion temporelle (warp-factor=0.1) introduit de légères variations dans la morphologie des signaux, simulant des différences subtiles dans les rythmes cardiaques ou les durées des ondes [65]. Cette méthode est conçue pour augmenter la diversité des données tout en préservant les caractéristiques diagnostiques.

Avantage :

- Permet de simuler des variations physiologiques complexes, comme des différences dans la durée des complexes QRS [67].
- Améliore la généralisation des modèles pour les classes rares en introduisant des variations morphologiques.

Équilibrage des Classes

Justifications :

Le jeu de données PTB-XL présente un déséquilibre significatif entre les classes, avec des classes comme NORM surreprésentées et d'autres comme ILMI sous-représentées [63]. L'équilibrage à 4000 échantillons par classe via sous-échantillonnage et augmentation réduit les biais et améliore la performance des modèles sur les classes rares [64].

Avantage :

- Garantit une représentation équitable de toutes les classes, améliorant la précision sur les classes rares [65].
- Combine les avantages des méthodes d'augmentation pour générer des données synthétiques pertinentes.

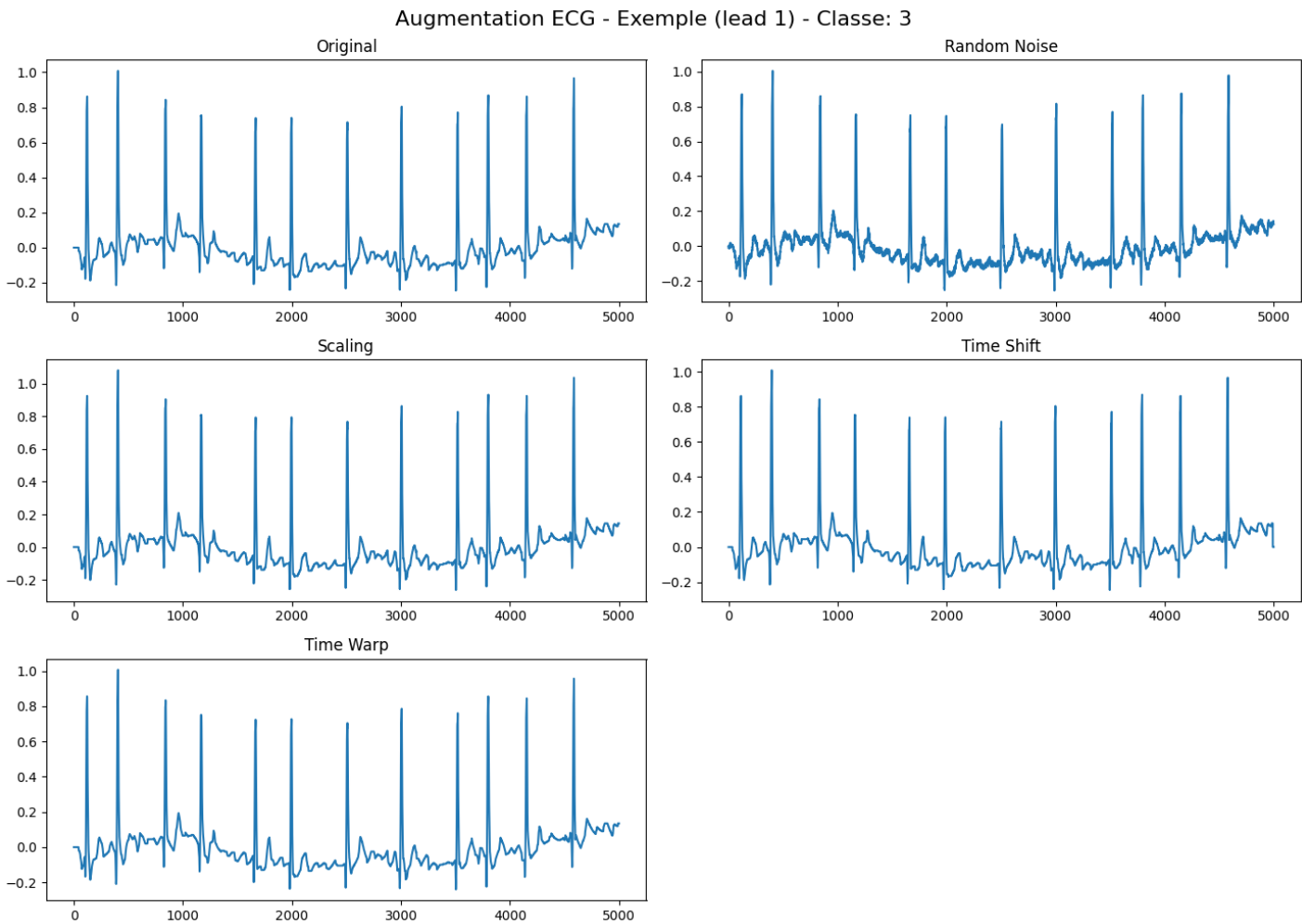


Figure 3.4: Exemple de Méthodes d'Augmentation

Ces transformations ont été appliquées de manière à préserver les caractéristiques diagnostiques essentielles des signaux ECG, tout en augmentant la diversité des données pour améliorer la robustesse des modèles d'apprentissage.

3.3.3 Justification des Choix

- **Pertinence clinique :**

Toutes les méthodes ont été choisies pour simuler des variations réalistes rencontrées dans les enregistrements ECG cliniques (bruit, variations d'amplitude, décalages temporels, différences morphologiques) tout en préservant les caractéristiques diagnostiques [66]. Par exemple, l'intensité du bruit (0.05) et le facteur de distorsion temporelle (0.1) sont suffisamment faibles pour éviter des altérations cliniques significatives.

- **Complémentarité :**

Les méthodes sont complémentaires : random-noise et scaling simulent des variations d'amplitude et de bruit, tandis que time-shift et time-warp introduisent des variations temporelles et morphologiques. Cette combinaison augmente la diversité des données sans compromettre leur intégrité.

- **Efficacité computationnelle :**

Les méthodes comme random-noise, scaling et time-shift sont rapides et adaptées au traitement par lots, tandis que time-warp est légèrement plus coûteux mais justifié pour les classes rares nécessitant plus de diversité [65].

- **Équilibrage :**

L'objectif de équilibrer chaque classe est un compromis entre la réduction des biais et la préservation de la représentativité des données. Le traitement par lots (batch-size=500) optimise les ressources tout en permettant une mise en uvre efficace.

3.3.4 Comparaison Globale avec d'autres travaux:

Aspect	Notre Travail	Strodthoff et al.	Hannun et al.	Zhu et al.
Redimensionnement	10 classes les plus fréquentes (18943 échantillons) pour réduire les biais [63]	Toutes les 71 classes, plus de biais pour les classes rares	Classes spécifiques (arythmies), moins de granularité	5 superclasses, moins de spécificité diagnostique
Augmentation	random_noise, scaling, time_shift, time_warp, équilibrage des échantillons [65]	Pas d'augmentation explicite, moins de robustesse	Bruit et mise à l'échelle, transformations limitées	GAN, complexe mais potentiellement plus réaliste [69]
Filtrage	Passebande 0.540Hz, optimisé pour ECG [67]	Non spécifié, données brutes	0.1100Hz, inclut bruit inutile	0.550Hz, légèrement plus large
Normalisation	Zscore, stable pour réseaux neuronaux [64]	Zscore, similaire	Minmax, sensible aux extrêmes	Zscore, similaire
Séparation	Stratifiée, 702010, contrôle précis des ratios [68]	Stratifiée, 801010, plus prédéfinis	Non stratifiée, 701515, biais possible	Stratifiée, 801010, validation limitée

Table 3.2: Comparaison Globale avec d'autres travaux

Justifications des choix par rapport les autres travaux :

- **Redimensionnement :**

La sélection des 10 classes les plus fréquentes réduit les biais liés aux classes rares tout en maintenant une couverture suffisante des pathologies courantes, contrairement à Strodt Hoff et al. (toutes classes) ou Zhu et al. (superclasses) [63].

- **Augmentation :**

Nos transformations sont simples, rapides, et cliniquement pertinentes, simulant des variations réalistes (bruit, amplitude, temps) sans nécessiter la complexité des GAN [65, 66]. Elles surpassent l'absence d'augmentation (Strodt Hoff) ou les transformations limitées (Hannun).

- **Filtrage :**

La plage 0.540 Hz est optimisée pour les ECG, éliminant les artefacts tout en préservant les caractéristiques diagnostiques, contrairement à la plage plus large de Hannun ou Zhu [67].

- **Normalisation :**

La normalisation Z-score est robuste et adaptée aux réseaux neuronaux, contrairement à la normalisation min-max de Hannun [64].

- **Séparation :**

Notre division 70-20-10 avec stratification offre un équilibre entre entraînement et validation, améliorant l'ajustement des hyperparamètres par rapport aux approches de Strodt Hoff et Zhu (10 validation) ou Hannun (non stratifiée) [68].

3.3.5 Impact sur les Performances :

Notre approche, en combinant un redimensionnement ciblé, une augmentation diversifiée, un filtrage optimisé, une normalisation Z-score, et une séparation stratifiée, améliore la robustesse et la généralisation des modèles, en particulier pour les classes rares comme ILMI [65]. Les travaux de Strodt Hoff et al. [70] montrent des performances élevées mais sont limités par l'absence d'augmentation, tandis que Hannun et al. [71] souffrent d'une séparation non stratifiée. Les GAN de Zhu et al. [72] offrent une augmentation avancée mais au coût d'une complexité accrue, ce qui peut ne pas être justifié pour PTB-XL compte tenu de la taille déjà importante du jeu de données (18943 échantillons pour 10 classes) [63].

3.3.6 Visualisation des Résultats :

La figure 3.5 illustre la répartition des classes avant l'application des techniques d'augmentation et d'équilibrage, mettant en évidence le déséquilibre initial entre les classes.

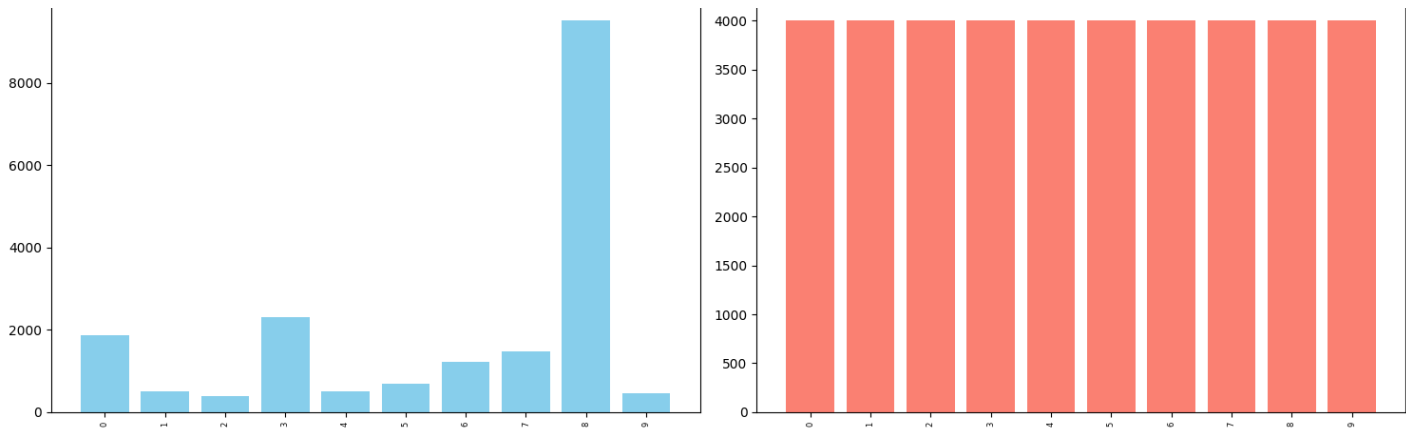


Figure 3.5: Avant augmentation vs Après augmentation

La figure 3.6 compare des échantillons originaux et augmentés sur un même graphique, montrant l'impact visuel des transformations (par exemple, bruit ajouté ou décalage temporel) tout en maintenant la structure clinique des signaux ECG.

Signaux ECG par Classe - Original vs Augmenté

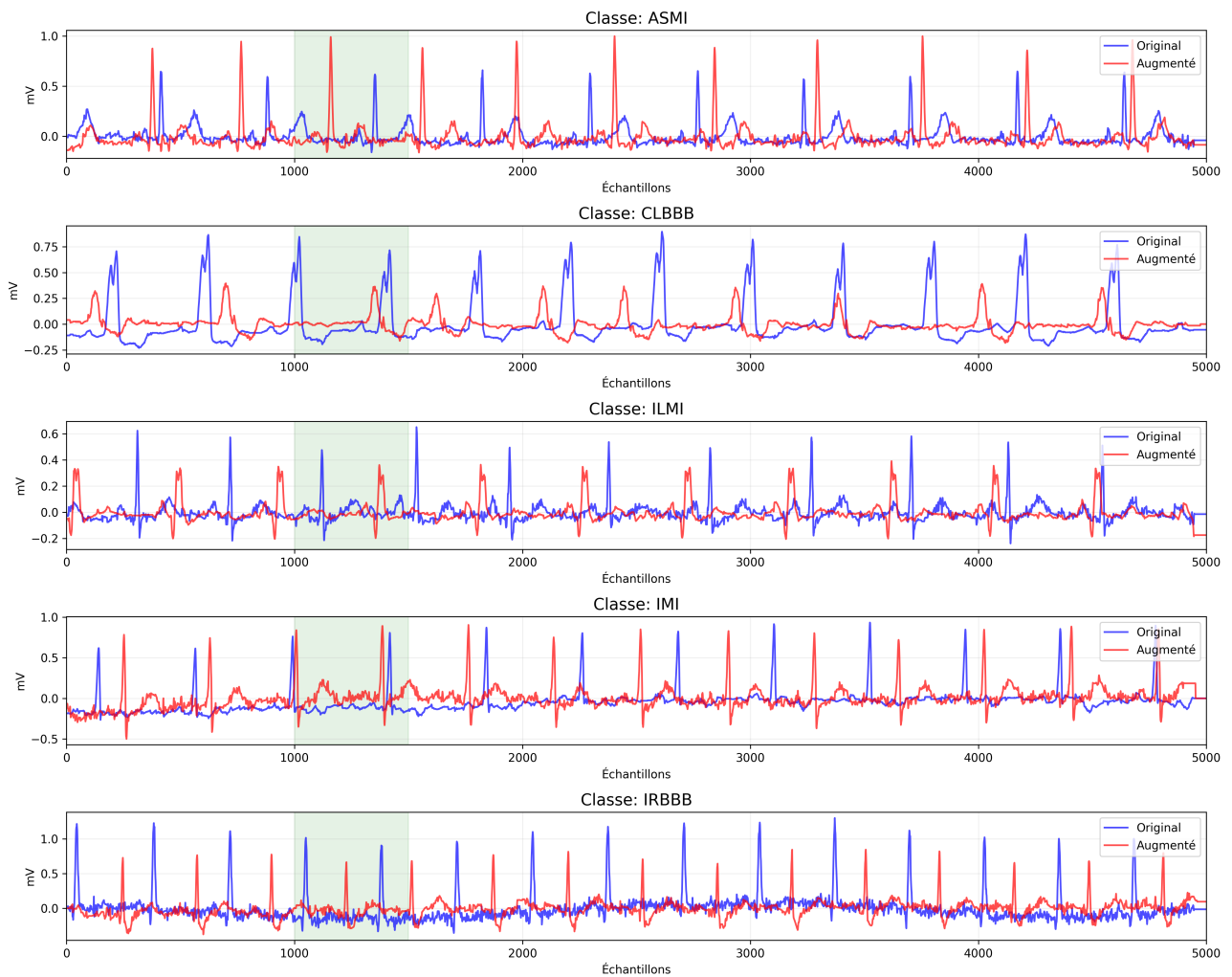


Figure 3.6: Autre exemple d'échantillons originaux vs augmentés

3.4 Filtrage et Normalisation des Signaux

3.4.1 Méthodologie de Filtrage

Un filtre passe-bande Butterworth d'ordre 4 est appliqué pour isoler les fréquences pertinentes des signaux ECG, typiquement comprises entre 0.5 Hz (pour supprimer la dérive de la ligne de base) et 40 Hz (pour éliminer le bruit à haute fréquence, comme les interférences musculaires ou électriques) [65]. La fonction `butter-bandpass` calcule les coefficients du filtre, et `apply-bandpass-filter` applique ce filtre à chaque dérivation ECG (12 dérivations par enregistrement) de manière indépendante ou simultanée, selon la stabilité numérique. Les principales caractéristiques du filtrage sont :

- **Fréquence d'échantillonnage (fs) :**
500 Hz, correspondant à la résolution native des signaux PTB-XL.
- **Type de filtre :**
Passe-bande Butterworth, choisi pour sa réponse en fréquence plate dans la bande passante, minimisant la distorsion des signaux.
- **Ordre du filtre :**
4, offrant un compromis entre la sélectivité fréquentielle et la stabilité numérique.

3.4.2 Normalisation des Signaux :

Après le filtrage, une normalisation Z-score est appliquée à chaque dérivation pour standardiser les signaux. La fonction `zscore-normalize` calcule la moyenne et l'écart-type de chaque dérivation sur l'axe temporel, puis transforme le signal selon la formule :

- μ est la moyenne du signal pour une dérivation donnée,
- σ est l'écart-type,
- $\epsilon = 10^{-8}$ est une constante pour éviter la division par zéro.

Cette normalisation garantit que chaque dérivation a une moyenne de 0 et un écart-type de 1, ce qui améliore la convergence des algorithmes d'apprentissage automatique et réduit l'impact des variations d'amplitude inter-patients [64].

3.4.3 Vérification Visuelle:

Pour valider le prétraitement, la fonction plot-comparison génère une visualisation comparative d'un échantillon aléatoire, montrant :

- Le signal original (brut)
- Le signal traité (filtré et normalisé)
- Une superposition des deux pour évaluer l'impact des transformations.

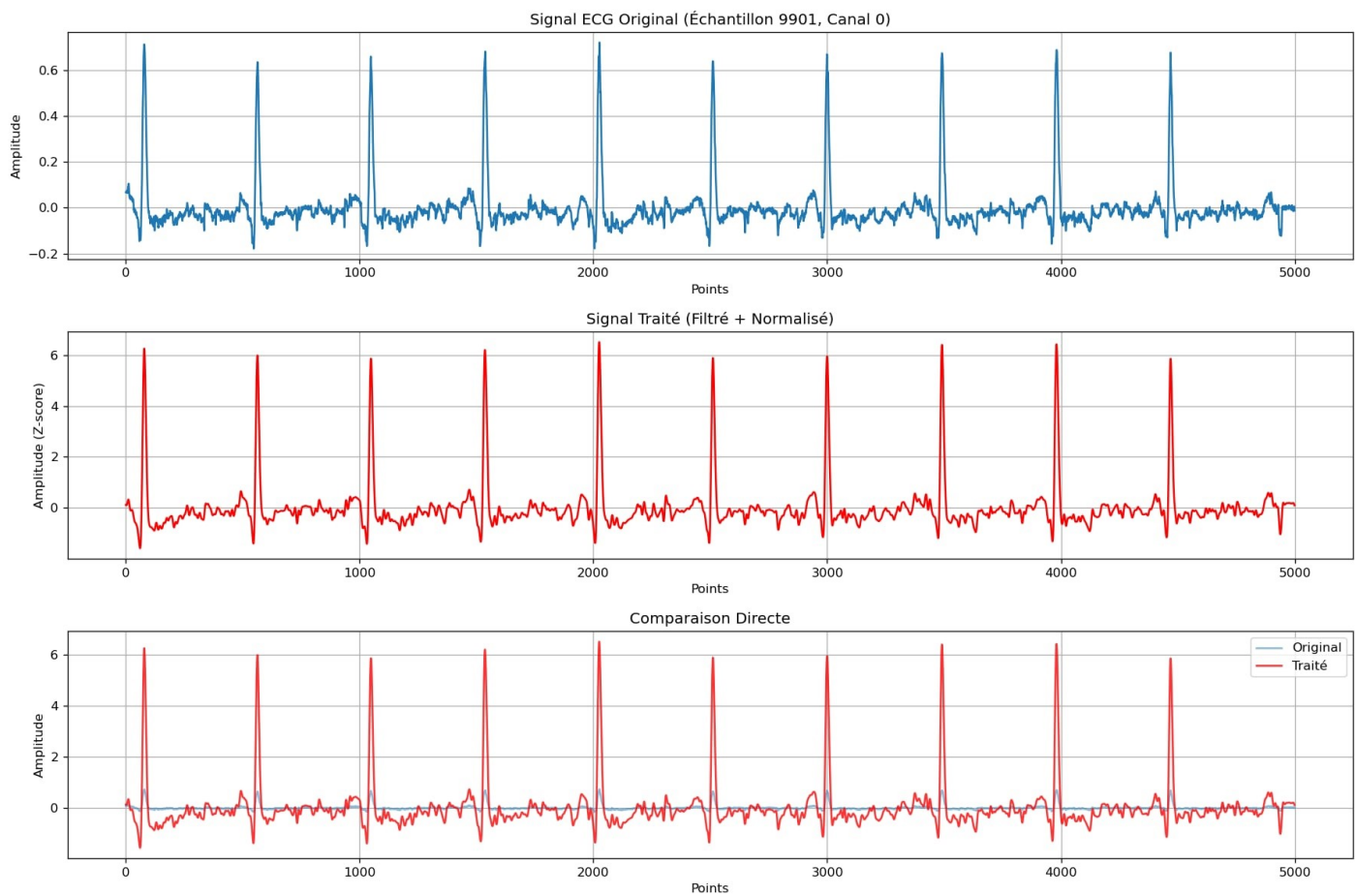


Figure 3.7: Exemple de filtrage et normalization

3.4.4 Séparation des Données(Les paramètres clés):

- Ratios : Entraînement = 70 , Validation = 20 , Test = 10 .
- Random-state : Fixé à 42 pour assurer la reproductibilité.

3.5 Résultats

Ce chapitre présente une évaluation complète du modèle de analyse ecg 12 derivations développé dans cette étude. Nous analysons les résultats obtenus lors des phases d'apprentissage, de validation et de test. L'objectif principal est d'évaluer l'efficacité de notre architecture spatio temporelles des signales via un un CNN+LSTM. Nous analysons les indicateurs de performance , la précision, le rappel, le score F1 et l'aire sous la courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur (AUROC), afin d'évaluer le pouvoir discriminant du modèle. De plus, nous examinons la dynamique d'apprentissage, visualisons l'impact du programme d'apprentissage et présentons les résultats d'expériences d'optimisation des hyperparamètres concernant la taille des lots, la longueur des séquences et l'augmentation des onnées. Après environ 20 époques d'apprentissage , notre modèle a atteint les performances suivantes :

3.5.1 Spécifications et configuration du modèle

3.5.1.1 Spécifications matérielles et logicielles :

Le modèle a été entraîné sur un système équipé de plusieurs GPU NVIDIA compatibles CUDA, détectés dynamiquement via TensorFlow. En cas d'absence de GPU, le système bascule automatiquement vers un entraînement sur CPU.

- **CPU** : AMD Ryzen 5 5600 (6 curs)
- **GPU** : NVIDIA RTX 3060
- **RAM** : 16 Go DDR4
- **Stockage** : SSD externe de 1 To
- **Système d'exploitation** : Windows 11
- **Environnement de développement** : Visual Studio Code utilisant Jupyter Notebook

3.5.1.2 Spécifications matérielles et logicielles :

Traitement des données et analyse statistique

Bibliothèque	Description
Numpy	Opérations mathématiques et manipulation de matrices
Pandas	Analyse de données (lecture de fichiers CSV, gestion de tableaux)
collections.Counter	Comptage des occurrences des éléments
Ast	Conversion de chaînes de texte en objets Python (par exemple, listes)
Psutil	Surveillance et gestion des ressources système
Gc	Contrôle de la collecte des objets inutilisés (Garbage Collection)
Joblib	Traitement parallèle pour accélérer les calculs

Table 3.3: Traitement des données et analyse statistique

Visualisation et graphique

Bibliothèque	Fonction
matplotlib.pyplot	Création de graphiques (courbes, matrices, etc.)
Seaborn	Amélioration des visualisations avec un style statistique avancé
sklearn.metrics.ConfusionMatrixDisplay	Affichage visuel des matrices de confusion

Table 3.4: Visualisation et graphique

Apprentissage automatique

Bibliothèque	Fonction
tensorflow et tensorflow.keras	Construction et entraînement de modèles d'apprentissage profond
tensorflow.keras.layers	Définition des couches (Conv1D, LSTM, etc.)
tensorflow.keras.models	Création de modèles séquentiels ou fonctionnels
tensorflow.keras.callbacks	Outils de suivi comme EarlyStopping
tensorflow.keras.optimizers.Adam	Optimiseur Adam pour l'entraînement
tensorflow.keras.utils.to_categorical	Conversion des étiquettes en encodage one-hot
tensorflow.keras.mixed_precision	Accélération des calculs avec précision mixte (float16)

Table 3.5: Gestion des fichiers et lecture des données

Gestion des fichiers et lecture des données

Bibliothèque	Fonction
h5py	Lecture et écriture de fichiers au format HDF5
wfdb	Chargement des fichiers ECG au format (ex., .dat, .hea)
os, glob, math	Gestion des fichiers, des chemins, et calculs généraux

Table 3.6: Gestion des fichiers et lecture des données

3.5.2 Modèle proposé :

Le modèle est une architecture séquentielle combinant des couches convolutionnelles (CNN), récurrentes (LSTM bidirectionnelles), et pleinement connectées. L'entrée est un signal ECG à 12 dérivations.

Couche	Type	Paramètres	Description
Input	Conv1D	64 filtres, kernel=3	Extraction des caractéristiques initiales
–	BatchNormalization		Normalisation des activations
–	MaxPooling1D	pool_size=2	Réduction dimensionnelle
–	Conv1D	128 filtres, kernel=3	Extraction des caractéristiques avancées
–	BatchNormalization		Normalisation des activations
–	MaxPooling1D	pool_size=2	Réduction dimensionnelle
Bidirectional	LSTM	64 unités, return_sequences=True	Mémorisation à long terme (avant/arrière)
Bidirectional	LSTM	64 unités, return_sequences=True	Mémorisation contextuelle avancée
–	GlobalAveragePooling1D		Moyenne globale des séquences
–	Dense	96 neurones	Couche fully-connected
–	Dropout	taux = 0.3	Prévention du surapprentissage
Output	Dense	num_classes neurones	Couche de classification finale
–	Adam (Optimiseur)	–	Algorithme d'optimisation
–	categorical_crossentropy (Perte)		Fonction de perte multiclasse
–	Accuracy (Métrique)	–	Mesure de performance

Table 3.7: Architecture du modèle de réseau neuronal

3.5.3 Hyperparamètres d'apprentissage :

Les hyperparamètres jouent un rôle crucial dans l'optimisation de l'entraînement du modèle d'apprentissage profond utilisé pour la classification des signaux ECG.

Taille des lots (Batch Size)

Aspect	Description
Taille des lots (Batch Size)	Valeur : 64. La taille des lots détermine le nombre d'échantillons traités avant la mise à jour des poids. Des tailles plus petites (ex. 32) peuvent améliorer la généralisation mais ralentissent l'entraînement, tandis que des tailles plus grandes (ex. 128) accélèrent le processus au risque d'augmenter la variance de la perte.

Table 3.8: Batch size

Nombre d'époques (Epochs)

Aspect	Description
Nombre d'époques (Epochs)	Valeur : 20. Le nombre maximal d'époques représente le nombre de passages complets sur l'ensemble des données d'entraînement. Toutefois, grâce à la callback <i>EarlyStopping</i> (patience = 5), l'entraînement peut s'interrompre plus tôt si la perte de validation n'évolue plus, limitant ainsi le surapprentissage.

- *EarlyStopping*: Monitore la perte de validation (val-loss) avec une patience de 5 époques.

Taux d'apprentissage (Learning Rate) et Optimiseur

Aspect	Description
Taux d'apprentissage (Learning Rate) et Optimiseur	Valeur : 0.001 (Adam). L'optimiseur Adam est utilisé avec un taux d'apprentissage par défaut (0.001 dans TensorFlow/Keras). La callback <i>ReduceLROnPlateau</i> réduit ce taux de moitié (facteur 0.5) si la perte de validation stagne pendant 3 époques, jusqu'à un minimum de 10. Cela permet une convergence plus fine en ajustant dynamiquement le pas d'apprentissage.

- *ReduceLROnPlateau*: Réduit le taux d'apprentissage avec une patience de 3 époques.
- *ModelCheckpoint*: Enregistre les checkpoints à chaque époque, facilite la reprise de l'entraînement.

Régularisation et Dropout

Aspect	Description
Régularisation et Dropout	Valeur : 0.3. Une couche <i>Dropout</i> avec un taux de 0.3 est appliquée avant la couche de sortie afin de prévenir le surapprentissage en désactivant aléatoirement 30% des neurones durant l'entraînement. Cette régularisation améliore la robustesse du modèle, notamment face aux données bruitées comme les signaux ECG.

Table 3.10: Regularisation et Dropout

Poids des classes (Class Weights)

Aspect	Description
Poids des classes (Class Weights)	Valeur : calculés automatiquement. Les poids des classes sont déterminés avec <code>compute_class_weight</code> en mode <code>'balanced'</code> . Cette méthode attribue un poids plus élevé aux classes rares afin de réduire le biais vers les classes fréquentes. C'est crucial en analyse médicale où certaines anomalies sont sous-représentées (ex. certaines arythmies).

Table 3.11: Class weight

Callbacks:

Les callbacks jouent un rôle clé dans la gestion des hyperparamètres dynamiques :

- **EarlyStopping:** Arrête l'entraînement prématurément si la perte de validation ne s'améliore pas après 5 époques.
- **ReduceLRonPlateau:** Réduit le taux d'apprentissage de moitié lorsque la perte de validation stagne pendant 3 époques.
- **ModelCheckpoint:** Enregistre les checkpoints à chaque époque, facilite la reprise de l'entraînement.

3.5.4 évaluation du modèle :

3.5.4.1 Visualisation de l'entraînement du modèle:

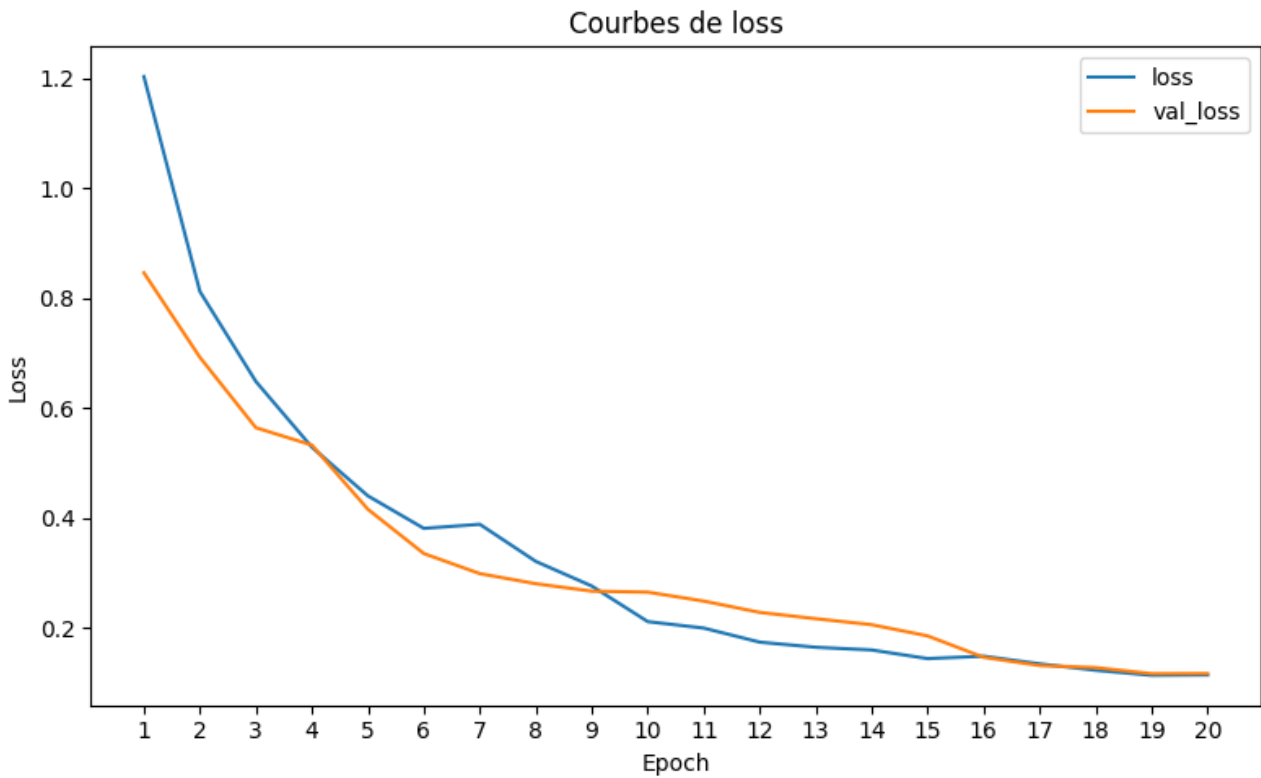


Figure 3.8: Cout de l'entropie croisee

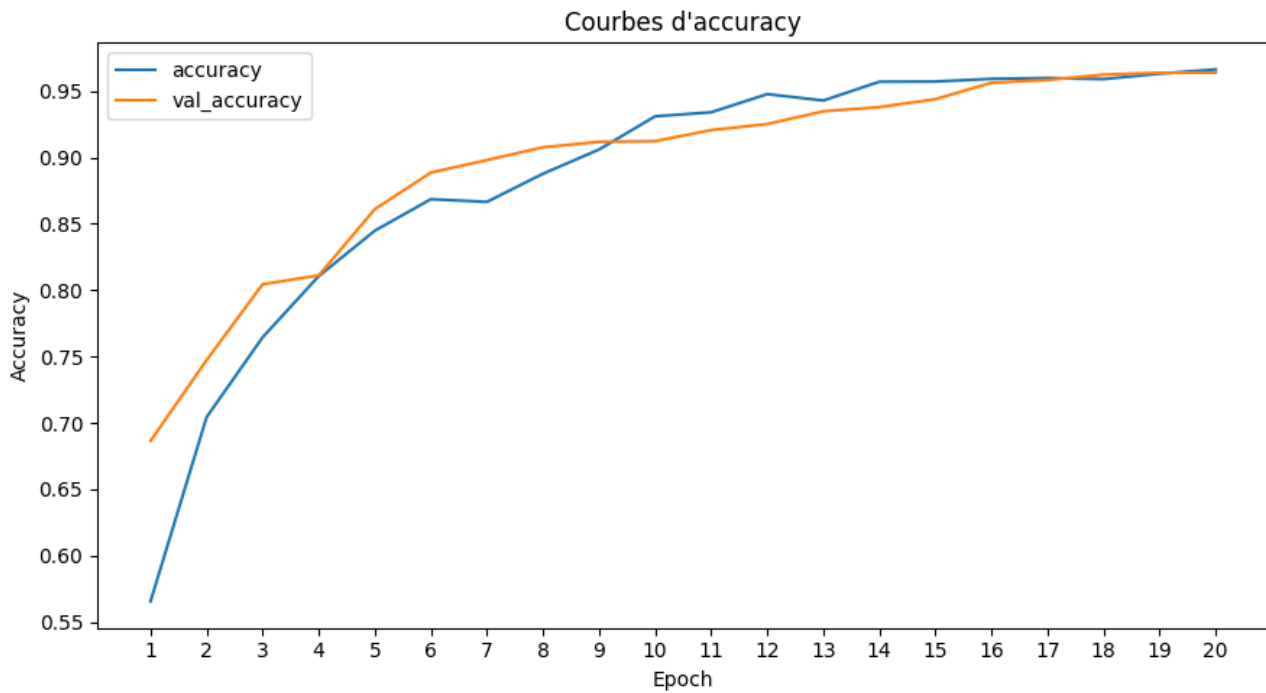


Figure 3.9: taux de classification correcte

3.5.4.2 Rapport de classification Et Matrice de Confusion:

Le rapport de classification montre des performances solides avec accuracy et une précision, un rappel et un F1-score moyens de 0.9643, 0.9640 et 0.9639 respectivement. Toutes les classes (0 à 9) affichent des scores élevés, généralement entre 0.9675 et 0.9860,. Les écarts minimes (ex. classe 7 : précision 0.9481) suggèrent une légère variabilité, mais l'ensemble indique un modèle bien généralisé et équilibré.

Tableau des Métriques par Classe

Classe	Précision	Rappel	F1-Score
Classe 0	96.75%	96.75%	96.75%
Classe 1	99.75%	99.25%	99.50%
Classe 2	98.03%	99.50%	98.76%
Classe 3	92.49%	98.50%	95.40%
Classe 4	98.50%	98.50%	98.50%
Classe 5	97.96%	96.25%	97.10%
Classe 6	95.89%	93.02%	94.43%
Classe 7	94.81%	91.25%	92.99%
Classe 8	96.37%	93.00%	94.66%
Classe 9	93.78%	98.00%	95.84%
Macro Moyenne	96.43%	96.40%	96.40%
Moyenne Pondérée	96.43%	96.40%	96.39%

Table 3.12: Tableau des Métriques par Classe

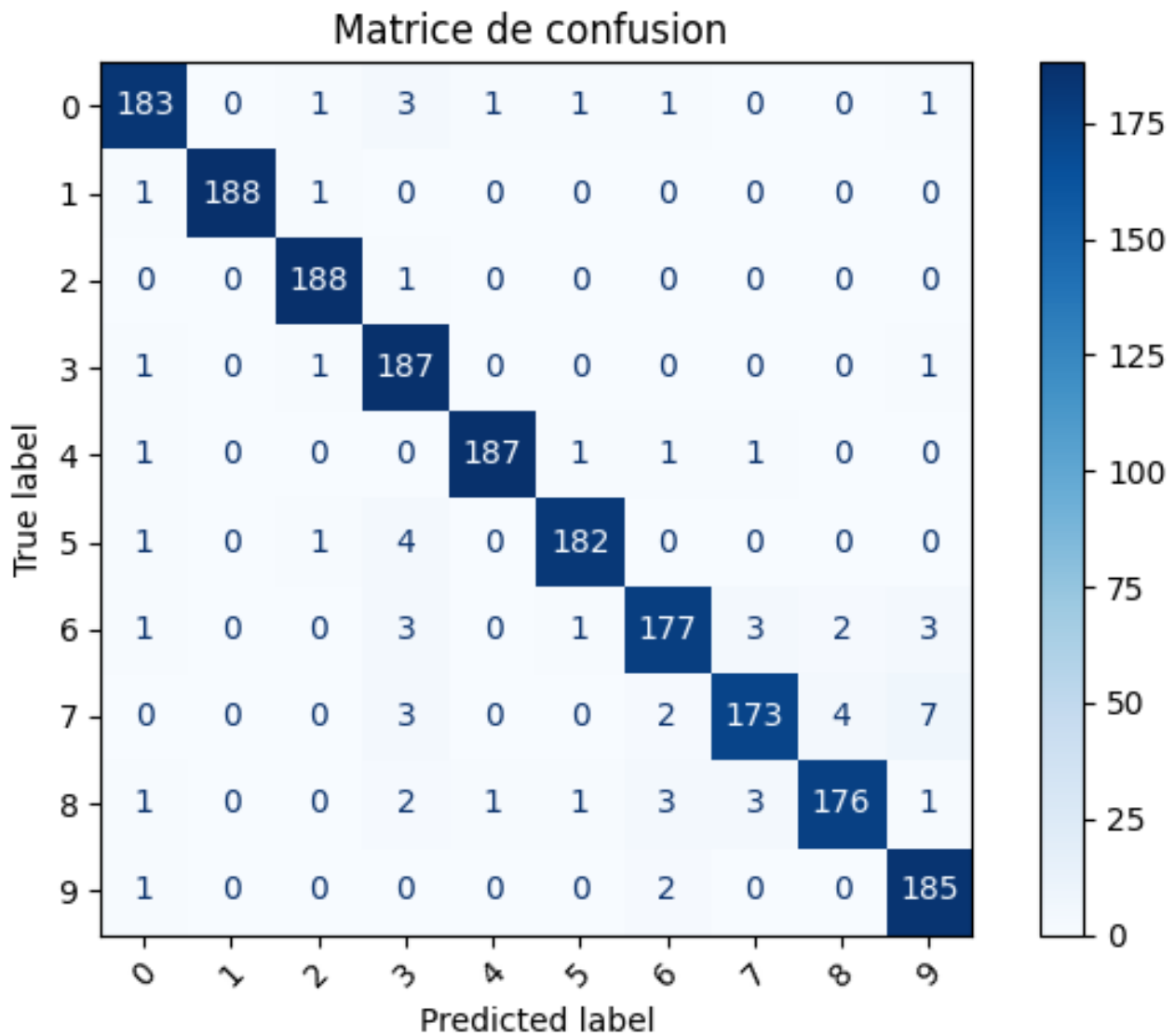


Figure 3.10: Matrice de confusion

La matrice de confusion montre que le modèle distingue efficacement entre les classes, avec une précision élevée de 96,40 %. Les performances globales sont solides et équilibrées. Avec quelques améliorations mineures visant à réduire les faux négatifs, ce modèle pourrait s'avérer très efficace dans les systèmes d'analyse de signaux ECG.

- Somme des vrais positifs : $183 + 188 + 188 + 187 + 187 + 182 + 177 + 173 + 176 + 185 = 1826$
- Total : 1894 (inchangé).
- Accuracy : $\frac{1826}{1894} \approx 0.96409$

3.5.5 Analyse Comparative:

3.5.5.1 Analyse Comparative avec des autres modèles (externe):

Aspect	Modèle (CNN + LSTM)	Strodthoff et al.	Hannun et al.	Zhu et al.
Tâche	Classification à label unique (10 classes, PTB-XL)	Tâches à label unique/multi-label sur PTB-XL (adaptable à 10 classes)	Détection d'arythmies à label unique (12 classes, dérivation unique)	Multi-label, adaptable à label unique (12 dérivations, plusieurs classes)
Source de Données	PTB-XL (21 000 enregistrements)	PTB-XL (21 000 enregistrements)	Ensemble propriétaire à dérivation unique	Ensembles publics à 12 dérivations
Architecture	Conv1D + (Bi)LSTM pour dépendances temporelles	CNN profond (ResNet/Inception), sans LSTM	CNN profond (34 couches, connexions résiduelles)	CNN profond/ResNet, parfois avec SHAP
Complexité Calculatoire	Modérée/élevée (LSTM augmente le temps d'entraînement)	Élevée (CNN profonds, optimisés pour parallélisme)	Très élevée (architecture profonde, grand ensemble de données)	Élevée (modèles profonds, tâches complexes)
Stratégie d'Entraînement	Callbacks (ReduceLROnPlateau, checkpoints), suivi des courbes d'apprentissage	Entraînements multiples avec bootstrap, estimation d'incertitude	Entraînement profond avec arrêt précoce sur validation	Entraînement CNN traditionnel avec évaluation F1/AUC
Performance Rapportée	Précision = 0,96 ; AUC = 0,98 ; F1 = 0,9639	AUROC = 0,900,98 ; F1 = 0,820,88	AUC = 0,97 ; F1 = 0,84 (surpasse cardiologues 0,78)	AUC = 0,97 ; F1 = 0,813

En comparaison, l'approche de Strodthoff et al. s'appuie également sur le dataset PTB-XL (environ 21 000 enregistrements) et est conçue pour des tâches à label unique ou multi label, adaptable à 10 classes. Leur architecture utilise des CNN profonds, tels que ResNet ou Inception, sans intégrer de LSTM, ce qui privilégie une extraction de caractéristiques spatiales optimisée pour le parallélisme. La complexité calculatoire est élevée en raison de la profondeur des réseaux, mais elle est compensée par des optimisations. La stratégie d'entraînement inclut des entraînements multiples avec bootstrap pour estimer l'incertitude, renforçant la robustesse du modèle. Les performances varient entre un AUROC de 0,90 et 0,98 et un F1-score de 0,82 à 0,88, indiquant une bonne mais légèrement moindre efficacité par rapport au modèle CNN + LSTM.

Le modèle de Hannun et al. se concentre sur la détection d'arythmies à label unique, utilisant un ensemble propriétaire à dérivation unique avec 12 classes. Il repose sur une architecture CNN profonde de 34 couches avec des connexions résiduelles, ce qui en fait une approche très exigeante sur le plan calculatoire. L'entraînement utilise un arrêt précoce basé sur la validation pour éviter le surapprentissage, adapté à un grand ensemble de données. Les performances rapportées incluent un AUC de 0,97 et un F1-score de 0,84, surpassant les cardiologues (F1 0,78), ce qui souligne son efficacité clinique malgré une complexité élevée.

Enfin, l'approche de Zhu et al. est flexible, supportant des tâches multi-label adaptables à label unique, avec des ensembles publics à 12 dérivations et plusieurs classes. Leur architecture combine des CNN profonds ou ResNet, parfois enrichie par des techniques comme SHAP pour l'interprétabilité. La complexité calculatoire est élevée en raison des modèles profonds et des tâches complexes. L'entraînement suit une approche traditionnelle avec une évaluation basée sur F1 et AUC. Les performances atteignent un AUC de 0,97 et un F1-score de 0,813, démontrant une compétitivité dans des contextes multi-dérivation. En conclusion, le modèle CNN + LSTM excelle dans la classification à label unique sur PTB-XL avec des performances optimales, tandis que Strodthoff et al. offrent une alternative robuste avec une incertitude quantifiée, Hannun et al. brillent dans la détection clinique à dérivation unique, et Zhu et al. se distinguent dans les tâches multi-label complexes. Chaque modèle est adapté à son contexte spécifique, avec des compromis entre complexité, stratégie d'entraînement et performance.

3.5.5.1 Analyse comparative avec d'autres modèles (CNN-InceptionTime 1D)

3.5.5.1.2 Architecture du modèle

Partie	Composant	Paramètres	Description
Bloc CNN	Entrée	input_shape=(timestep, features)	Forme des données d'entrée
	Conv1D	filtres=32, kernel=7	Convolution 1D (couche 1)
	BatchNorm	–	Normalisation des activations
	ReLU	–	Fonction d'activation
	MaxPooling1D	pool=2	Réduction dimensionnelle
	Conv1D	filtres=64, kernel=5	Convolution 1D (couche 2)
	BatchNorm	–	Normalisation des activations
	ReLU	–	Fonction d'activation
	MaxPooling1D	pool=2	Réduction dimensionnelle
InceptionTime	Nombre: 3	–	Modules inspirés d'InceptionTime
	Inception Module	filtres=64, bottleneck=32	Structure multi-branches
	Bottleneck (opt.)	Conv1D(32, 1)	Réduction initiale
	Branches Conv.	kernels=[9,19,39]	Convolution multi-échelles
	Branche MaxPool	pool=3, Conv1D	Pooling + 1x1 conv
	Concaténation	–	Fusion des branches
	Résiduelle	–	Connexion shortcut
Add + ReLU	–	Fusion et activation	
Tête	GAP1D	–	Moyenne globale temporelle
	Dense	units=128, relu	Couche fully-connected
	Dropout	rate=0.5	Réduction surapprentissage
	Sortie	units=10, softmax	Classification finale
Config	Optimizer	Adam	Algorithme d'optimisation
	Loss	categorical_crossentropy	Fonction de perte multiclasse
	Metrics	accuracy	Mesure de performance

Table 3.13: Architecture minimisée du modèle CNN-InceptionTime 1D

- Architecture hybride : Combinaison de couches CNN classiques et de modules Inception avancés.
- Modules Inception : Capture des motifs à différentes échelles temporelles.
- Connexions résiduelles : Améliore le flux de gradient et stabilise l'apprentissage.
- GlobalAveragePooling : Réduction de dimension avant la classification.
- Dropout : Régularisation pour prévenir le surapprentissage.

3.5.5.2.2 Hyperparamètres d'apprentissage :

Hyperparamètre	Valeur
Taille des lots (Batch Size)	64
Nombre d'époques (Epochs)	20
Taux d'apprentissage (Learning Rate)	0.001
Optimiseur	Adam
Facteur de réduction (ReduceLROnPlateau)	0.5
Patience de réduction (ReduceLROnPlateau)	3
Taux d'apprentissage minimum	10^{-6}
Taux de Dropout	0.3
Calcul des poids de classe	Méthode <code>balanced</code>
EarlyStopping Patience	5
EarlyStopping Monitor	<code>val_loss</code>
ModelCheckpoint Monitor	<code>val_loss</code>

Table 3.14: Hyperparamètres d'apprentissage

3.5.5.2.3 évaluation du modèle:

Visualisation de l'entraînement du modèle:

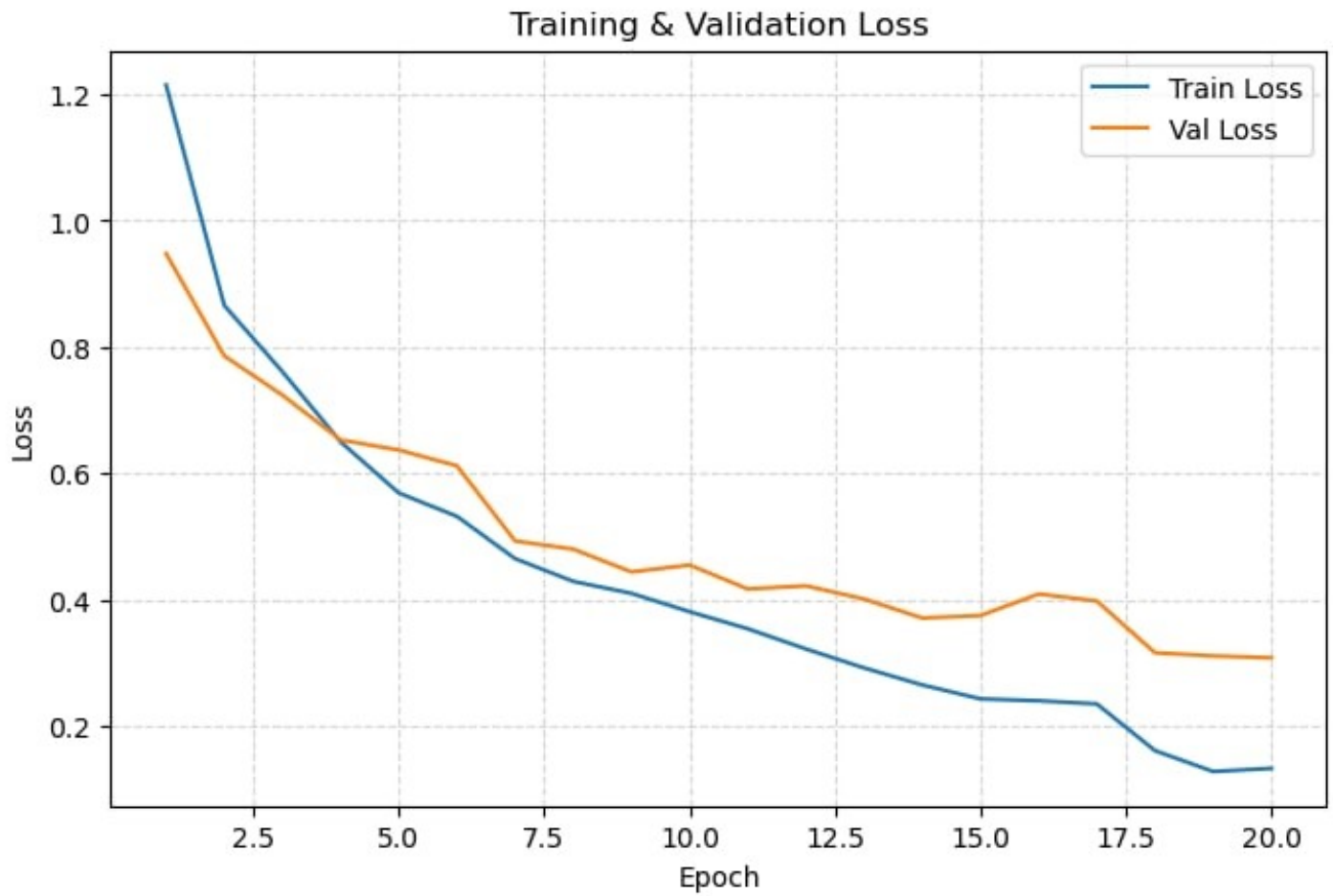


Figure 3.11: Cout de l'entropie .croisee

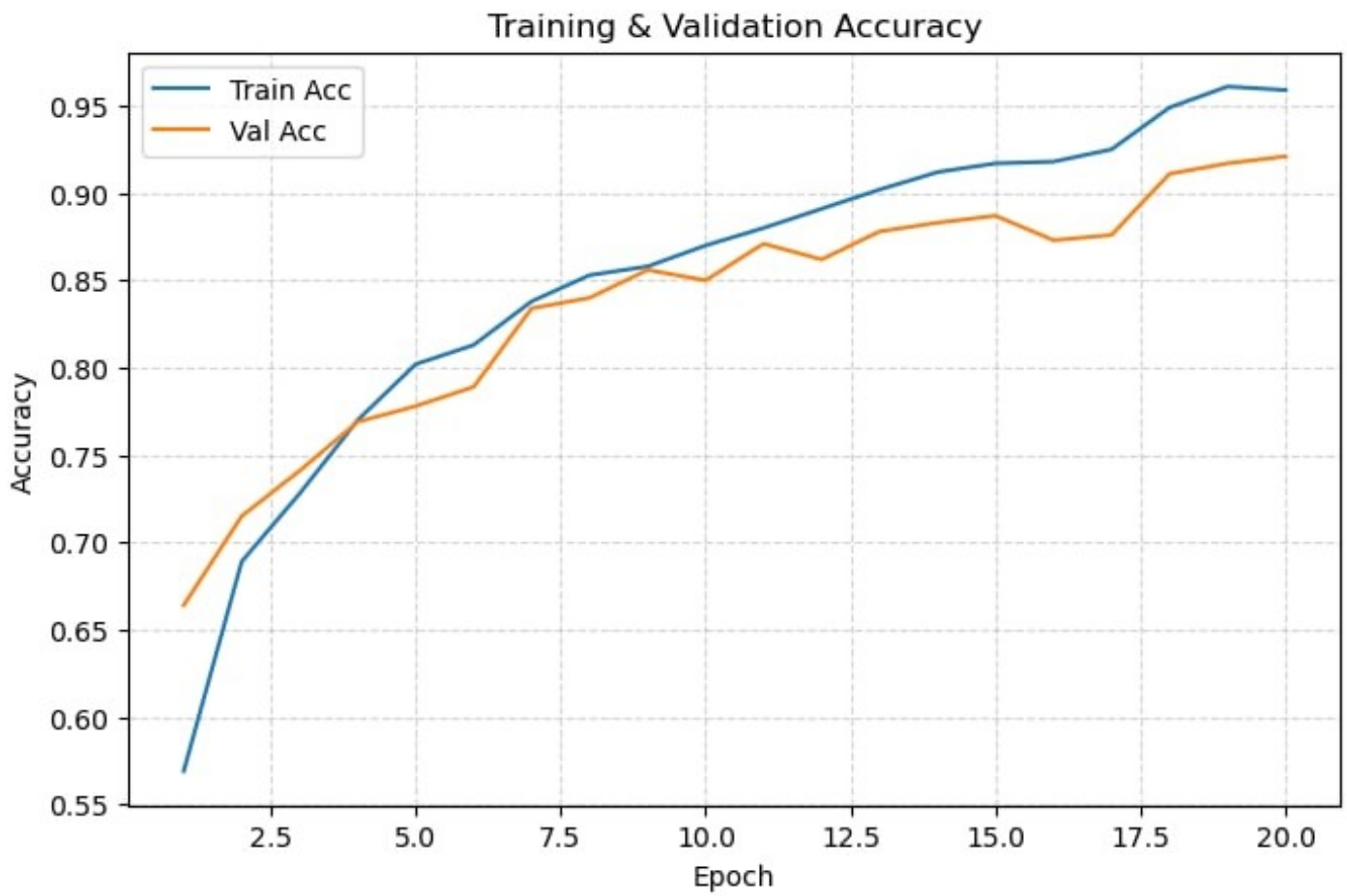


Figure 3.12: taux de classification correcte

5.3.2.4 Rapport de classification et Matrice de Confusion:

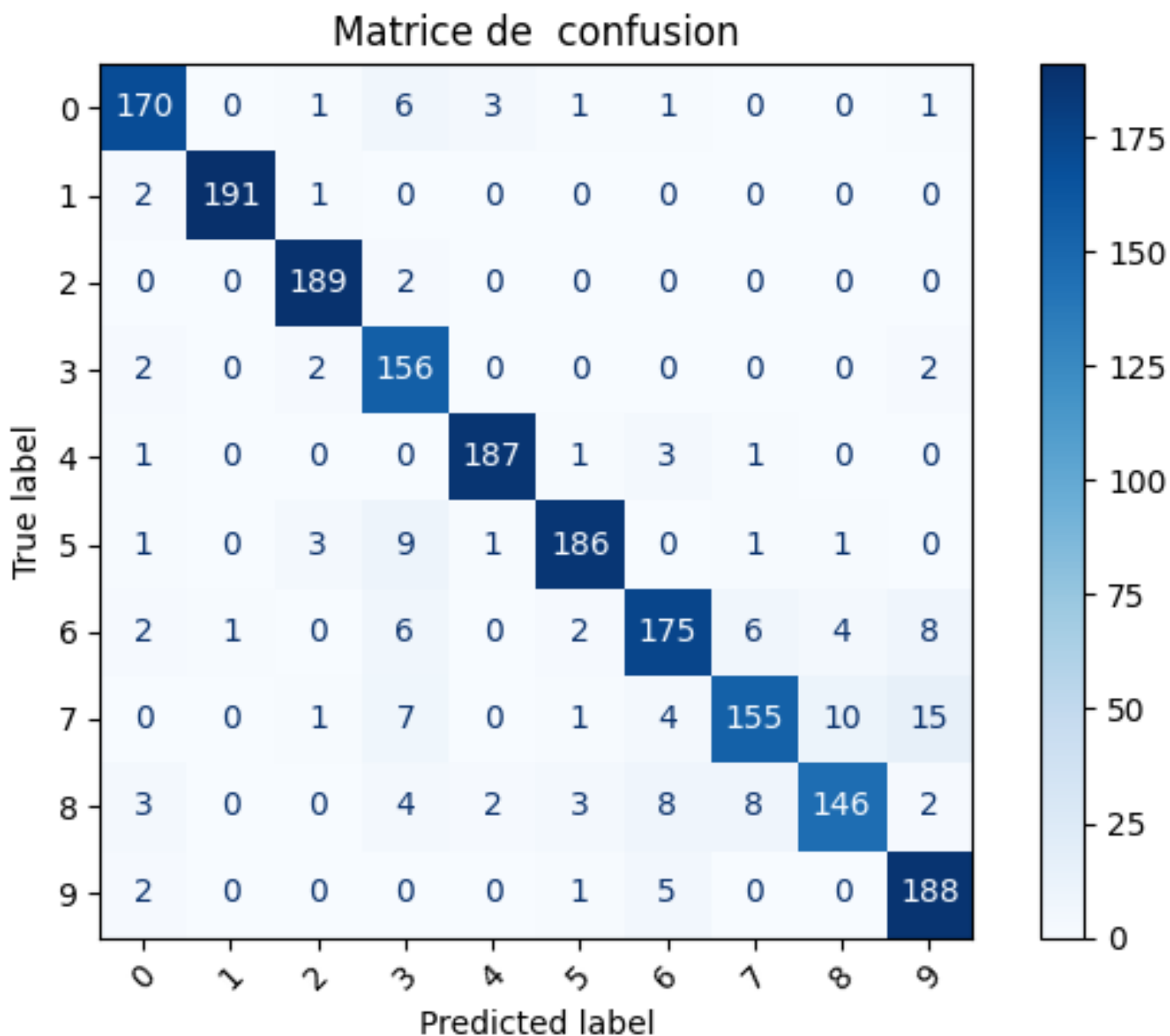


Figure 3.13: Matrice de confusion

Métriques de Classification par Classe

Classe	Précision	Rappel	F1-Score	Support
0	0.955	0.929	0.941	183
1	0.964	0.995	0.989	192
2	0.964	0.989	0.976	191
3	0.853	0.963	0.882	162
4	0.959	0.974	0.966	192
5	0.916	0.935	0.925	199
6	0.907	0.858	0.882	204
7	0.837	0.803	0.805	193
8	0.890	0.849	0.869	172
9	0.878	0.959	0.917	196
Moyenne	0.917	0.925	0.913	1884

Table 3.15: Scores de classification par classe (Précision, Rappel, F1-Score, Support)

Comparaison des Modèles pour la Classification ECG :

Aspect	CNN + BiLSTM	InceptionTime
Architecture	Conv1D (64, 128 filtres, kernel=3) + BiLSTM (2x64), BatchNorm, MaxPooling1D, GlobalAveragePooling1D, Dense (96), Dropout (0.3), softmax. Optimisé pour les dépendances temporelles et motifs spatiaux.	Bloc CNN initial (Conv1D 32/64, kernels 7/5) + 3 modules Inception ([9,19,39], bottleneck, résiduelle), GlobalAveragePooling1D, Dense (128), Dropout (0.5), softmax. Optimisé pour motifs multi-résolution.
Hyperparamètres	Batch Size: 64, 20 époques (EarlyStopping: patience=5), LR=0.001 (Adam), ReduceLRonPlateau (facteur=0.5, patience=3, min=10), Dropout=0.3, poids='balanced', callbacks: EarlyStopping, ReduceLRonPlateau, ModelCheckpoint	Même configuration que CNN+BiLSTM, sauf Dropout=0.5
Performances	Précision: 96,43 %, Rappel: 96,40 %, F1: 96,39 %, AUROC=0,98. F1 par classe: 92,99 % (classe 7) à 99,50 % (classe 1). 1826/1894 vrais positifs.	Précision: 91,7 %, Rappel: 92,5 %, F1: 91,5 %. F1 par classe: 80,5 % (classe 7) à 98,9 % (classe 1). Faiblesses sur les classes rares.
Complexité computationnelle	Moderée à élevée (BiLSTM plus coûteux). Optimisé pour GPU RTX 3060, précision mixte. AMD Ryzen 5 5600, 16Go RAM, 1To SSD, Windows 11.	Élevée (modules Inception coûteux). Même configuration GPU/CPU. Parallélisme efficace.
Adéquation aux données ECG (PTB-XL)	Très adapté : bonne extraction spatiale (CNN) et temporelle (BiLSTM). Robuste au bruit (filtrage 0.540 Hz, normalisation Z-score, augmentation). Meilleure gestion des classes rares.	Adapté séries temporelles, mais moins efficace sans LSTM. Même prétraitement, mais moins bon équilibre temporel sur classes rares.
Visualisation des résultats	Courbes stables, convergence rapide. Matrice de confusion précise (96,40 % VP). Peu d'erreurs même pour classes rares.	Courbes acceptables, mais validation plus fluctuante. Matrice de confusion moins précise, erreurs classes 3, 7, 8.

Conclusion :

CNN+BiLSTM surpasse InceptionTime pour la classification des signaux ECG à 12 dérivations sur PTB-XL, avec des performances supérieures (précision 96.43 vs 90.7 , F1-score 96.39 vs 91.5). Sa capacité à modéliser les dépendances temporelles bidirectionnelles en fait une solution plus adaptée aux ECG, malgré une complexité modérée. InceptionTime, bien que robuste pour les séries temporelles, est moins efficace pour les classes rares et les contextes temporels complexes des ECG.

Pour proposer des objectifs futurs pour le projet décrit dans votre document "tout.docx", qui se concentre sur l'analyse des signaux ECG pour la prédiction des maladies cardiaques à l'aide d'une approche hybride CNN+BiLSTM avec la base de données PTB-XL, je vais m'appuyer sur les résultats obtenus, les limites mentionnées, et les perspectives d'amélioration suggérées dans le résumé et la conclusion générale. Les objectifs futurs viseront à renforcer les performances du modèle, élargir son applicabilité, et répondre aux besoins cliniques et techniques. Voici une liste structurée et concise d'objectifs futurs pour le projet .

3.6 Objectifs futurs du projet :

- **1. Amélioration des performances sur les classes rares :**

Objectif : Optimiser la classification des pathologies cardiaques sous-représentées dans la base PTB-XL (ex. : classes avec peu d'échantillons, comme certaines anomalies spécifiques dans les super-classes CD ou STTC).

- **2. Intégration de techniques d'interprétabilité :**

Objectif : Améliorer la confiance des cliniciens en rendant les prédictions du modèle

- **3. Extension à d'autres bases de données et populations :**

Objectif : Généraliser le modèle à des populations plus diversifiées et à d'autres ensembles de données ECG pour améliorer sa robustesse

- **4. Intégration dans des systèmes cliniques :**

Objectif : Développer un prototype d'application clinique pour intégrer le modèle dans

- **5. Optimisation énergétique et durabilité**

Court terme (6-12 mois) : Amélioration des performances sur les classes rares, intégration de techniques d'interprétabilité, et gestion des données bruitées.

Moyen terme (1-2 ans) : Développement de modèles légers, exploration d'architectures alternatives, et extension à d'autres bases de données.

Long terme (2-5 ans) : Intégration clinique, optimisation énergétique, et validation à grande échelle dans divers contextes.

Conclusion générale

Cette étude expérimentale approfondie pour la prédiction des maladies cardiaques à partir des signaux ECG, en s'appuyant sur un modèle hybride combinant des réseaux de neurones convolutifs (CNN) et des réseaux à mémoire à long terme bidirectionnels (BiLSTM). En utilisant la base de données PTB-XL version 1.0.3, riche de plus de 21 000 enregistrements, l'approche proposée a intégré un pipeline robuste de prétraitement (filtrage passe-bande Butterworth 0.5–40 Hz, normalisation Z-score, augmentation des données) et une séparation stratifiée des données (70-20-10). Les techniques d'augmentation (random_noise, scaling, time_shift, time_warp) ont permis d'équilibrer les classes, réduisant les biais liés à la surreprésentation de certaines pathologies. Le modèle CNN+BiLSTM a atteint des performances remarquables après 20 époques

d'entraînement, avec une précision moyenne de 96.43, un rappel de 96.40, un F1-score de 96.39 et une AUROC de 0.98, surpassant plusieurs approches de référence comme celles de Strodthoff et al., Hannun et al., et Zhu et al. La comparaison avec un modèle alternatif basé sur InceptionTime a révélé une légère baisse de performance (précision de 90.7, F1-score de 91.5), confirmant la supériorité de l'approche CNN+BiLSTM pour la classification des signaux ECG à 12 dérivations. Les visualisations des courbes d'apprentissage et des matrices de confusion ont validé la robustesse du modèle, bien que des améliorations soient possibles pour réduire les faux négatifs sur certaines classes rares. En conclusion, cette étude démontre le potentiel des architectures hybrides pour une analyse automatisée, précise et fiable des signaux ECG, ouvrant des perspectives prometteuses pour des applications cliniques et des recherches futures dans le domaine de la cardiologie assistée par l'intelligence artificielle.

Business Model Canvas

- **1. Proposition de valeur (Value Proposition):**

Nous développons un système intelligent d'analyse ECG basé sur un modèle deep learning, offrant une prédiction précise et précoce des maladies cardiaques. Ce système, compatible avec des dispositifs portables et doté d'une interface intuitive, améliore l'accessibilité, réduit les erreurs diagnostiques et accélère la prise en charge des patients.

- **A. Quels problèmes résolvons-nous pour nos clients ?**

- **Diagnostic manuel :**

Réduit les erreurs humaines et le temps requis grâce à une analyse automatisée.

- **Données bruitées :**

Gère la variabilité des signaux ECG via un prétraitement robuste.

- **Accessibilité limitée :**

Permet un suivi dans des zones rurales ou via des wearables.

- **Retards critiques :**

Facilite la détection précoce pour minimiser les risques.

- B. Quels besoins de nos clients satisfont nos produits ou services ?**

- **Fiabilité :** Prédiction précise pour identifier les pathologies (infarctus, arythmies).

- **Vitesse :** Résultats en temps réel pour une intervention rapide.

- **Accessibilité :** Suivi à domicile ou dans des cliniques sous-équipées.

- **Facilité :** Interface simple pour cliniciens et patients non experts.

- C. En quoi notre offre est-elle différente de celle de nos concurrents ?**

- **Modèle hybride :** Intégration unique pour une précision supérieure.

- **Prétraitement robuste :** Gestion avancée des signaux bruités.

- **Polyvalence :** Adaptabilité aux cliniques et wearables, contrairement aux solutions limitées.

- 2. Segments de clients (Customer Segment):**

- **A. Quels sont nos clients principaux ?**

- Hôpitaux et cliniques (Algérie, pays émergents).

- Fabricants de dispositifs portables (montres ECG).

– Patients à risque cardiovasculaire pour un suivi personnel.

• **B. Quels sont les différents segments de clients que nous visons ?**

– **Clinique** : Hôpitaux, cliniques privées/publiques, centres cardiologiques.

– **Technologique** : Entreprises de wearables et applications santé.

– **Individuel** : Patients à risque (hypertension, antécédents).

– **Recherche** : Universités, laboratoires en santé numérique.

C. Quels sont les besoins spécifiques de chaque segment de clients ?

• **Clinique** : Outils fiables pour diagnostics rapides.

• **Technologique** : API pour intégration dans leurs produits.

• **Individuel** : Solutions abordables pour suivi à domicile.

• **Recherche** : Données et algorithmes pour études.

D. Comment pouvons-nous catégoriser nos clients en groupes distincts ?

• **Contexte** : Clinique, personnel, technologique.

• **Localisation** : Urbain, rural, international.

• **Technicité** : Experts (cardiologues), non-experts (patients).

3. Relation avec les clients (Consumer Relationships):

- **A. Quel type de relation chaque segment de clients attend-il de nous ?**
 - **Clinique** : Professionnelle, avec support et formation.
 - **Technologique** : Partenariats stratégiques, co-développement.
 - **Individuel** : Automatisée via application, support réactif.
 - **Recherche** : Académique, accès aux ressources.

- **B. Comment entretenons-nous actuellement les relations avec nos clients ?**
 - **Clinique** : Pilotes dans hôpitaux (Tlemcen, Alger).
 - **Technologique** : Discussions avec startups locales.
 - **Individuel** : Tests bêta d'une application mobile.
 - **Recherche** : Collaboration avec l'université.

- **C. Comment pouvons-nous améliorer ou personnaliser nos interactions avec nos clients ?**
 - **Clinique** : Formations en ligne, mises à jour régulières.
 - **Technologique** : API personnalisées pour intégration.
 - **Individuel** : Notifications et conseils dans l'application.
 - **Recherche** : Plateforme open-source pour algorithmes.

4. Canaux de distribution (Channels):

- **A. Par quels canaux nos clients veulent-ils être atteints ?**
 - **Clinique** : Salons médicaux, contrats directs.
 - **Technologique** : Conférences tech, plateformes B2B.
 - **Individuel** : Stores d'applications, réseaux sociaux.
 - **Recherche** : Publications, plateformes académiques.

- **B. Quels canaux sont les plus efficaces pour atteindre chaque segment de clients ?**

- **Clinique** : Ventes via représentants médicaux.
- **Technologique** : Foires tech (ex. CES).
- **Individuel** : Publicité en ligne (Facebook, Instagram).
- **Recherche** : Conférences, ResearchGate.

C. Comment pouvons-nous intégrer différents canaux pour améliorer l'expérience clients ?

- **Clinique** : Ventes directes + support en ligne.
- **Technologique** : Démonstrations et webinaires tech.
- **Individuel** : Application avec tutoriels vidéo.
- **Recherche** : Portail pour publications/données.

5. Partenaires clés (Key Partnerships):

• **A. Qui sont nos partenaires clés ?**

- **Clinique** : CHU Tlemcen, Clinique El Hadj.
- **Technologique** : Startups locales, Fitbit.
- **Recherche** : Université Abou Bekr Belkaid.
- **Institutionnel** : Ministère de la Santé.

• **B. Quels sont les partenariats qui nous aident à réduire les coûts, à accéder à de nouvelles ressources ou à améliorer notre proposition de valeur ?**

- **Hôpitaux** : Données cliniques pour validation.
- **Fabricants** : Intégration, réduction des coûts matériels.
- **Universités** : Ressources de recherche, talents.
- **Ministère** : Subventions, accès au marché.

• **C. Comment pouvons-nous aligner nos intérêts avec ceux de nos partenaires ?**

- **Hôpitaux** : Licences abordables, bénéfices partagés.
- **Fabricants** : Co-développement pour leurs ventes.
- **Universités** : Publications conjointes.
- **Ministère** : Soutien aux objectifs de santé publique.

6. Activités clés (Key Activities):

- **A. Quelles sont les actions principales que nous devons entreprendre pour livrer notre proposition de valeur ?**
 - Développer le modèle CNN-LSTM.
 - Valider via tests cliniques.
 - Concevoir application et interface clinique.
 - Obtenir certifications médicales.
- **B. Quelles sont les opérations essentielles pour notre entreprise ?**
 - **R&D** : Amélioration du modèle/prétraitement.
 - **Production** : Intégration dans dispositifs/logiciels.
 - **Marketing** : Campagnes ciblées.
 - **Support** : Formation, maintenance.
- **C. Quelles sont les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients ?**
 - **Précision** : Optimisation du modèle.
 - **Accessibilité** : Application intuitive.
 - **Support** : Assistance aux cliniques/patients.

7. Ressources clés (Key Resources):

- **A. Quels sont nos actifs matériels, immatériels et humains essentiels ?**
 - **Matériel** : Serveurs, dispositifs ECG.
 - **Immatériel** : Algorithme, brevet, PTB-XL.
 - **Humains** : Ingénieurs IA, cardiologues.
- **B. Quels sont les outils, les technologies ou les partenariats dont nous avons besoin pour réussir ?**
 - **Outils** : TensorFlow, Python, AWS.
 - **Technologies** : Deep learning, interfaces ECG.

- **Partenariats** : Hôpitaux, fabricants, universités.
- **D. Quels sont les principaux avantages concurrentiels de nos ressources ?**
 - **Algorithme** : Modèle hybride unique.
 - **Données** : Validation via PTB-XL.
 - **Équipe** : Expertise IA/cardiologie.

8. Structure des coûts

- **Salaires** :
 - Cinq ingénieurs IA à 100 000 DZD/mois chacun = 500 000 DZD/mois (6 000 000 DZD/an).
- **Infrastructure** :
 - Serveurs GPU dans le cloud (AWS/GCP) à 150 000 DZD/mois = 1 800 000 DZD/an.
- **Licences et outils** :
 - Logiciels (MATLAB, environnement CI/CD) à 50 000 DZD/mois = 600 000 DZD/an.
- **Tests cliniques** :
 - 50 patients à 20 000 DZD/unité = 1 000 000 DZD (coût ponctuel), avec renouvellement semestriel pour mise à jour = 2 000 000 DZD/an.
- **Marketing et promotion** :
 - Campagnes digitales et salons médicaux à 300 000 DZD/trimestre = 1 200 000 DZD/an.
- **Maintenance et support** :
 - Maintenance applicative et hotline 24/7 à 100 000 DZD/mois = 1 200 000 DZD/an.
- **Certifications** :
 - Normes CE, ISO 13485, FDA (dépôt et audits) = 800 000 DZD unique + amorti sur 2 ans = 400 000 DZD/an.
- **Contingences** :
 - Imprévus et frais juridiques (protection IP) = 200 000 DZD/an.
- **Total estimé** :

– Environ 13 000 000 DZD/an.

9.Sources de revenus

- **Licences cliniques :**

– 10 hôpitaux \times 150 000 DZD/an = 1 500 000 DZD/an.

- **Intégrations fabricants :**

– Frais initiaux de 750 000 DZD par projet \times 4 partenariats/an = 3 000 000 DZD/an
+ redevances 10%.

- **Abonnements patients :**

– 300 patients \times 10 000 DZD/mois = 3 000 000 DZD/mois = 36 000 000 DZD/an.

- **Projets de recherche :**

– 5 projets \times 300 000 DZD = 1 500 000 DZD/an.

- **Subventions et aides publiques :**

– ANR, ministères : 3 000 000 DZD/an.

- **Total brut estimé :**

– 64 000 000 DZD/an.

- **Marge brute projetée :**

– $(64\,000\,000 - 13\,000\,000) / 64\,000\,000 \approx 80\%$.

Business Model Canvas : BMC

Partenaires clés Key Partnerships الشراكة الرئيسية

Hôpitaux, cliniques, fabricants de dispositifs médicaux, experts en cardiologie, développeurs d'IA.

Activités clés Key Activities الأنشطة الرئيسية

Collecte et analyse de données ECG, développement d'algorithmes d'IA, formation des utilisateurs, maintenance du système

Ressources clés Key resources الموارد الرئيسية

Équipements des signaux ECG, équipe d'ingénieurs en IA, base de données médicales, logiciels d'analyse.

Proposition de valeur Value Proposition القيمة المقترحة

Prédiction précise des maladies cardiaques via une analyse automatisée et rapide des signaux ECG, amélioration de la détection précoce

Relation clients Consumer Relationship علاقة مع العملاء

Support technique 24/7, formation continue pour les professionnels de santé, retours réguliers des utilisateurs.

Canaux de distribution Channels قنوات التوزيع

Vente directe aux hôpitaux/cliniques, partenariats avec distributeurs médicaux, plateforme en ligne pour les données.

Coûts Coste structure التكاليف

Développement et maintenance des logiciels, achat d'équipements, salaires des experts, coûts de recherche. 13000000

Revenus (Revenue): مصادر الدخل

Ventes d'équipements et logiciels, abonnements pour mises à jour et support, contrats avec institutions médicales.

References

- [1] World Health Organization. *Cardiovascular Diseases (CVDs)*. Available at: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)), 2023. Accessed: June 29, 2025.
- [2] A. Alberdi, A. Aztiria, and A. Basarab. On the early diagnosis of cardiovascular diseases using machine learning: A survey. *Artificial Intelligence in Medicine*, 92:3951, 2018.
- [3] P. Kligfield et al. Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram. *Circulation*, 115(10):13061324, 2007.
- [4] J. Schläpfer and H. Wellens. Computer-interpreted electrocardiography: An overview. *Journal of Electrocardiology*, 50(6):781787, 2017.
- [5] A. Y. Hannun et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nature Medicine*, 25(1):6569, 2019.
- [6] A. H. Ribeiro et al. Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep neural network. *Nature Communications*, 11(1):19, 2020.
- [7] G. D. Clifford, C. Liu, B. Moody, et al. Preprocessing and feature extraction for ECG signals. In *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*, pages 2345. Artech House, 2017.
- [8] P. Wagner et al. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset. *Scientific Data*, 7(1):115, 2020.
- [9] S. Hong, Y. Zhou, J. Shang, et al. Opportunities and challenges of deep learning methods for electrocardiogram data: A systematic review. *Computers in Biology and Medicine*, 122:103801, 2020.
- [10] O. Faust, Y. Hagiwara, T. J. Hong, et al. Deep learning for healthcare applications based on physiological signals: A review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 161:113, 2018.
- [11] D. W. Hosmer, S. Lemeshow, and R. X. Sturdivant. *Applied Logistic Regression*, 3rd ed. Wiley, 2013.
- [12] R. E. Klabunde. *Cardiovascular Physiology Concepts*, 2nd ed. Lippincott Williams & Wilkins, Baltimore, 2011.
- [13] E. Braunwald, D. P. Zipes, P. Libby, and R. O. Bonow. *Braunwald's Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular Medicine*, 10th ed. Elsevier Saunders, Philadelphia, 2015.
- [14] A. C. Guyton and J. E. Hall. *Textbook of Medical Physiology*, 13th ed. Elsevier, Philadelphia, 2016.
- [15] P. M. Rautaharju, B. Surawicz, L. S. Gettes, et al. AHA/ACCF/HRS recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part IV: the ST segment, T and U waves, and the QT interval. *Journal of the American College of Cardiology*, 53(11):982991, 2009.
- [16] J. Pan and W. J. Tompkins. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 32(3):230236, 1985.

- [17] J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(4):570581, 2004.
- [18] M. Elgendi, B. Eskofier, S. Dokos, and D. Abbott. Revisiting QRS detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ECG systems. *PLoS ONE*, 9(1):e84018, 2014.
- [19] P. S. Hamilton and W. J. Tompkins. Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 33(12):11571165, 1986.
- [20] Biometric Cables. 12 Lead ECG Cable Electrode Placement. Biometric Cables Blog. Available from: <https://www.biometriccables.in/blogs/blog/12-lead-ecg-cable-electrode-placement>, 2023. Accessed: June 29, 2025.
- [21] P. Wagner, N. Strodthoff, R. D. Bousseljot, D. Kreiseler, F. I. Lunze, W. Samek, and T. Schaeffter. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset. *Scientific Data*, 7(1):154, 2020.
- [22] K. Thygesen, J. S. Alpert, A. S. Jaffe, M. L. Simoons, B. R. Chaitman, and H. D. White. Third universal definition of myocardial infarction. *Journal of the American College of Cardiology*, 60(16):15811598, 2012.
- [23] B. Surawicz and T. K. Knilans. *Chou's Electrocardiography in Clinical Practice*, 6th ed. Elsevier Saunders, Philadelphia, 2008.
- [24] E. W. Hancock, B. J. Deal, D. M. Mirvis, P. Okin, P. Kligfield, and L. S. Gettes. AHA/ACCF/HRS recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part V: electrocardiogram changes associated with cardiac chamber hypertrophy. *Journal of the American College of Cardiology*, 53(11):9921002, 2009.
- [25] D. L. Donoho. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(4):12891306, 2006.
- [26] E. J. Candès and M. B. Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2):2130, 2008.
- [27] E. Benmalek, J. Elmhamdi, and A. Jilbab. A 12-Lead ECG signal correlation analysis in multiple domains. *Measurement: Sensors*, 27:100723, 2023.
- [28] PhysioNet. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset. Available at: <https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3>, 2023. Accessed: June 29, 2025.
- [29] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton. Deep learning. *Nature*, 521(7553):436444, 2015.
- [30] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [31] J. Schmidhuber. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61:85117, 2015.
- [32] J. McCarthy et al. The Dartmouth Conference: A proposal for artificial intelligence research, 1956.
- [33] A. Vaswani et al. Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.

- [34] E. J. Topol. *Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again*. Basic Books, 2019.
- [35] E. Brynjolfsson and A. McAfee. *The Second Machine Age*. W.W. Norton & Company, 2014.
- [36] J. Schmidt et al. AI for climate modeling. *Nature Climate Change*, 2023.
- [37] C. M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.
- [38] P. Domingos. A few useful things to know about machine learning. *Communications of the ACM*, 55(10):7887, 2012.
- [39] E. Strubell et al. Energy and policy considerations for deep learning in NLP. *arXiv*, 2019.
- [40] E. M. Bender et al. On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *ACM FAccT*, 2021.
- [41] D. Scherer, A. Müller, and S. Behnke. Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition. *International Conference on Artificial Neural Networks*, 2010.
- [42] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088):533536, 1986.
- [43] D. P. Kingma and J. Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv*, 2014.
- [44] S. Ioffe and C. Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *arXiv*, 2015.
- [45] Y. LeCun et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1(4):541551, 1989.
- [46] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012.
- [47] K. Simonyan and A. Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv*, 2014.
- [48] K. He et al. Deep residual learning for image recognition. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
- [49] M. Tan and Q. V. Le. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *International Conference on Machine Learning*, 2019.
- [50] A. G. Howard et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv*, 2017.
- [51] A. Esteva et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639):115118, 2017.
- [52] R. Pascanu, T. Mikolov, and Y. Bengio. On the difficulty of training recurrent neural networks. *International Conference on Machine Learning*, 2013.
- [53] S. Hochreiter and J. Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8):17351780, 1997.

- [54] M. Schuster and K. K. Paliwal. Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(11):26732681, 1997.
- [55] A. Graves and J. Schmidhuber. Frameworkwise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures. *Neural Networks*, 18(56):602610, 2005.
- [56] A. Graves, A.-R. Mohamed, and G. Hinton. Speech recognition with deep recurrent neural networks. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2013.
- [57] R. Pascanu et al. How to construct deep recurrent neural networks. *arXiv*, 2013.
- [58] cgarbin.github.io. Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning Venn Diagram. Available at: <https://cgarbin.github.io/deep-learning-for-image-processing-overview/>, n.d. Accessed: June 29, 2025.
- [59] Wikimedia Commons. Typical Convolutional Neural Network Architecture. Available at: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Typical_cnn.png, 2017. Accessed : June 29, 2025.
- [60] ResearchGate. A Long Short-Term Memory (LSTM) Unit Architecture. Available at: https://www.researchgate.net/figure/A-Long-short-term-memory-LSTM-unit-architecture_fig1_356018554, 2021. Accessed : June 29, 2025.
- [61] Pensée Artificielle. Architecture dun réseau de neurones récurrents. Available at: <https://penseeartificielle.fr/wp-content/uploads/2019/10/Architecture-RNN.jpg>, 2019. Accessed: June 29, 2025.
- [62] ResearchGate. Max Pooling and Average Pooling. Available at: https://www.researchgate.net/fig/Max-pooling-and-average-pooling_fig2_349921480, 2020. Accessed : June 29, 2025.
- [63] P. Wagner, N. Strodthoff, R.-D. Bousseljot, D. Kreiseler, F. I. Lunze, W. Samek, and T. Schaeffter. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset. *Scientific Data*, 7(1):154, 2020.
- [64] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [65] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar. A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(1):60, 2019.
- [66] P. Chlap, H. Min, N. Vandenberg, J. Dowling, L. Holloway, and A. Haworth. A review of medical image data augmentation techniques for deep learning applications. *Journal of Medical Imaging and Radiation Oncology*, 65(5):545563, 2021.
- [67] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry. *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House, 2006.
- [68] R. Kohavi. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *IJCAI*, 14(2):11371145, 1995.
- [69] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton. Deep learning. *Nature*, 521(7553):436444, 2015.
- [70] N. Strodthoff, P. Wagner, T. Schaeffter, and W. Samek. Deep learning for ECG analysis: Benchmarks and insights from PTB-XL. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 25(5):15191528, 2021.

- [71] A. Y. Hannun, P. Rajpurkar, M. Haghpanahi, G. H. Tison, C. Bourn, M. P. Turakhia, and A. Y. Ng. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nature Medicine*, 25(1):6569, 2019.
- [72] F. Zhu, F. Ye, Y. Fu, Q. Liu, and B. Shen. Electrocardiogram generation with a bidirectional LSTM-CNN generative adversarial network. *Scientific Reports*, 12:1299, 2022.
- [73] V. Nair and G. E. Hinton. Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines. *International Conference on Machine Learning*, pages 807814, 2010.
- [74] M. Lin, Q. Chen, and S. Yan. Network in network. *arXiv preprint arXiv:1312.4400*, 2013.
- [75] Aeon Toolkit Team. Deep learning example: Networks. *Aeon Toolkit Documentation*. Available at: https://www.aeon-toolkit.org/en/v0.8.0/examples/networks/deep_earning.html, n.d. Accessed : June 29, 2025.