



Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Electronique



THESE



Laboratoire d'Automatique Avancée et d'Analyse des Systèmes (LAAAS) -
Département d'électronique, université Batna-2



Présentée pour l'obtention du diplôme de :
DOCTORAT 3^{ème} cycle LMD
Spécialité : Électronique
Option : Electronique médicale

Contribution à l'élaboration et au développement d'un système de
classification automatique de pathologie cardiaques, par analyse de signaux
ECG, utilisant l'association des transformées et des stratégies de l'intelligence
artificielle.

Présentée par :

HARKAT Amel

Devant le jury composé de :

M.BENYOUCEF Moussa	Prof.	Université Batna-2	Président
M.BENZID Redha	Prof.	Université Batna-2	Rapporteur
M.BENOUDJIT Nabil	Prof.	Université Batna-2	Examineur
M.SRAIRI Kamel	Prof.	Université de Biskra	Examineur
M.BEDRA Sami	MCA	Université de Khenchela	Examineur

Soutenu le 15 septembre 2021

Résumé

Résumé

Les deux principaux travaux de recherche présentés dans cette thèse se concentrent principalement sur deux axes :

- Le développement d'une technique pour l'amélioration de la qualité du signal ECG.
- Le développement d'un système expert pour la classification des signaux ECG.

Pour l'amélioration de la qualité des signaux électrocardiogrammes, différents types de bruit ont été traités : les bruits à hautes fréquences et les bruits à basses fréquences. La technique proposée pour réduire les différents types de bruit est basée sur : Comme une première étape, une procédure estimant l'écart-type de bruit et réduit la dérive de ligne de base en utilisant la transformée en ondelettes discrète en effectuant la décomposition du signal ECG jusqu'au huitième niveau (pour la base de données MIT-BIH) ou jusqu'au dixième niveau (pour la base de données PTB). Dans la deuxième étape, et sur la base de la variance de bruit estimée, une réduction de bruit du premier étage est effectuée par l'utilisation d'un filtre de Wiener 1D adaptatif. Ensuite, à l'étape suivante, la transformée de Fourier Rapide est appliquée sur le signal résultant de l'application du filtre de Wiener. Il convient de noter que la transformée de Fourier Rapide a été appliquée en tant que filtre passe-bas, pour éliminer les fréquences au-dessus d'une fréquence de coupure considérée. Ensuite, le filtre de lissage Savitzky Golay est utilisé pour réduire le bruit restant. Enfin, la récupération des pics R (réduits par l'étape de filtrage par le filtre de Savitzky Golay) et des zones environnantes est assurée à l'aide d'un différenciateur. Pour le développement d'un système expert pour la classification des signaux ECG un algorithme d'extraction de caractéristiques basé sur la transformée en ondelettes continue et un réseau de neurone RBF optimisé par l'algorithme d'optimisation recherche de coucou via le vol Lévy est utilisés.

mots clés

débruitage ECG ; transformée en ondelettes discrète ; transformée en ondelettes continue ; Filtre de Wiener ; Transformée de Fourier Rapide ; Filtre Savitzky Golay ; cuckoo search via Lévy flight

Abstract

The two main research works presented in this doctoral thesis mainly focus on two directions :

- The first one concerns the development of a technique for improving the quality of the ECG signal.
- The second direction aims to the design of an expert system for the classification of ECG signals.

For the improvement of the quality of the ECG signals, several types of noise have been processed : The high frequency noise and low frequency noise. The suggested technique to reduce such noises is based on : As a first step, the proposed procedure estimates the standard deviation of noise and reduces the baseline wander using the discrete wavelet transform for the decomposition of the ECG signal up to the eighth level (MIT-BIH database case) or up to the tenth level (PTB database case). In the second step, based on the estimated noise variance, a first stage noise reduction is performed by using an adaptive 1D Wiener filter. Then, in the next step, the Fast Fourier transform is applied to the signal resulting from the application of the wiener filter. It should be noted that the Fast Fourier transform has been applied as a low pass filter, to remove frequencies above a considered cutoff frequency. Then the Savitzky Golay smoothing filter is used to reduce the remaining noise. Finally, the recovery of the R-peaks (reduced by the filtering step by the Savitzky Golay filter) and of the surrounding areas is ensured using a differentiator. For the development of an expert system for the classification of ECG signals. Accordingly, a features extraction algorithm based on the continuous wavelet transform in association with an RBF neural network optimized by the cuckoo search optimization algorithm via the Lévy flight are used.

keywords

ECG denoising ; discrete wavelet transform ; continuous wavelet transform ; Wiener filter ; Fast Fourier transform ; Savitzky Golay filter ; cuckoo search via Lévy

يرتكز البحثان الرئيسيان المقدمان في أطروحة الدكتوراه بشكل أساسي على محورين :

- تطوير تقنية لتحسين جودة إشارة تخطيط القلب
- تطوير نظام خبير لتصنيف إشارات تخطيط القلب

لتحسين جودة إشارات مخطط كهربية القلب ، تمت معالجة أنواع مختلفة من الضوضاء ، بما في ذلك ضوضاء التردد العالي وضوضاء التردد المنخفض. يمكن تلخيص التقنية المقترحة على النحو التالي : كخطوة أولى ، يقوم الإجراء المقترح بتقدير الانحراف المعياري للضوضاء ويقلل من تشوه خط الأساس باستخدام التحويل المويحي المتقطع (DWT) لتحليل إشارة ال ECG حتى المستوى الثامن (قاعدة بيانات $MIT-BIH$) أو على المستوى العاشر (قاعدة بيانات PTB). في الخطوة الثانية ، بناءً على تباين الضوضاء المقدر ، يتم إجراء تقليل في ضوضاء الإشارة الناتجة عن المرحلة الأولى باستخدام المرشح التكيف $1D Wiener$. ثم ، في الخطوة التالية ، يتم تطبيق ($Fast Fourier Transform (FFT)$) على الإشارة الناتجة عن تطبيق المرشح $Wiener$. وتجدر الإشارة إلى أن تحويل $Fourier$ السريع تم تطبيقه كمرشح تمرير منخفض ، لإزالة الترددات فوق تردد قطع مدروس. ثم يتم استخدام مرشح التنعيم $Golay Savitzky$ لتقليل الضوضاء المتبقية. أخيرًا ، يتم ضمان استعادة قمم R (التي تم تقليلها بواسطة خطوة الترشيح بواسطة مرشح $Golay Savitzky$) والمناطق المحيطة باستخدام أداة التفاضل. لتطوير نظام خبير لتصنيف إشارات ECG ، يتم استخدام خوارزمية استخراج ميزة تعتمد على التحويل المويحي المستمر وشبكة الخلايا العصبية RBF المحسنة بواسطة خوارزمية التحسين $cuckoo search via Levy Flight$

الكلمات المفتاح

تقليل ضوضاء ال ECG ، مرشح $Wiener$ ، تحويل $Fourier$ السريع ، مرشح التنعيم
 $cuckoo search via Levy flight$ ، $Golay Savitzky$

REMERCIEMENT

Avant tout, louanges et remerciements à Dieu, le Tout-Puissant, pour la sagesse et la persévérance qu'il m'a été accordé au cours de ce projet de recherche, et en effet, tout au long de ma vie.

*Ma plus profonde gratitude va à mon directeur de thèse, le **Professeur BENZID Redha**. Il m'a appris à remettre en question les pensées et à exprimer mes idées. Sa patience et son soutien m'ont aidé à surmonter des situations critiques et à terminer cette thèse.*

Je tiens à remercier vivement le Pr. BENYOUCEF Moussa pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de ma thèse.

Également, je suis très honoré d'avoir l'approbation pour participer au jury comme examinateurs des messieurs :

- Le Pr. BENOUDJIT Nabil de l'université Batna-2.*
- Le Pr. SRAIRI Kamel de l'université de Biskra.*
- Le Dr. BEDRA Sami de l'université de Khenchela.*

A toute personne qui m'a aidée de près ou de loin, qu'elle trouve ici ma profonde gratitude.

Dédicace

*à la mémoire de mon père,
à ma mère,
et à tous ceux que je ne nomme pas, mais qui se reconnaîtront.*

Liste des tableaux

1.1	Vitesses de conduction dans le tissu cardiaque	11
1.2	Positions des électrodes thoraciques ECG	16
3.1	Annotations de la base de données MIT-BIH PhysioBank.	46
3.2	SNR_{imp} obtenu en fonction de la variation de SNR_{input} et de la variation de la fréquence de coupure f_c du filtre passe bas basé sur la FFT pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN).	63
3.3	Résultats comparatifs de la méthode proposée avec des méthodes puissantes pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) $SNR_{input} = 5$ dB.	67
3.4	Résultats comparatifs de la méthode proposée avec quelques méthodes puissantes pour le bruit MA avec $SNR_{input} = 5$ dB	68
3.5	Résultats comparatifs de la méthode proposée avec quelques méthodes puissantes pour le bruit EM avec $SNR_{input} = 5$ dB.	70
3.6	Résultats comparatifs de la méthode proposée avec le travail présenté par Yang[10] avec $SNR_{input} = 15$ dB (AWGN + EM + MA).	70
3.7	Résultats comparatifs de la méthode proposée avec quelques travaux récents.	71
3.8	Comparaison des valeurs PRD pour la méthode proposée et Yadav[100] en utilisant la base de données ECG de diagnostic PTB avec $SNR_{input} = 20$ dB (les résultats sont moyennés sur les 15 dérivations des enregistrements).	72
3.9	Performance de l'algorithme proposé en utilisant différentes mesures de qualité avec un $SNR_{input} = 10$ dB.	74
4.1	Nombre de données utilisées dans la phase d'apprentissage et de test.	87
4.2	Résultat de classification de RBF-Cuckoo search avec le vol Lévy.	87

Table des figures

1.1 Anatomie du cœur	6
1.2 Circulation systématique et pulmonaire	7
1.3 Le système de conduction intrinsèque.	8
1.4 dépolarisation de la fibre myocardique	9
1.5 Repolarisation de la fibre myocardique	10
1.6 Le nœud sino-auriculaire dans l'oreillette droite se connecte électrique- ment via des voies de conduction au nœud auriculo-ventriculaire	11
1.7 La dépolarisation des oreillettes et des ventricules génère les différents composants de l'ECG	13
1.8 Le potentiel d'action de la cellule du myocarde	14
1.9 Potentiel d'action du nœud AV	14
1.10 placement des électrodes	15
1.11 Les six dérivations des membres placées sur les bras et la jambe gauche. En haut, chaque fil unipolaire a une seule électrode (+) Désignée ; le pôle (-) est une moyenne des autres électrodes. En bas, chaque conducteur bipolaire a des électrodes spécifiques (-) Et (+) Désignées.	16
1.12 Relation entre l'amplitude et la direction de l'activité électrique de l'élec- trode ECG. A. Le vecteur électrique est orienté parallèlement au conduc- teur I et dirigé vers l'électrode (+); par conséquent, une déflexion élevée vers le haut est enregistrée par le fil. B. Le vecteur est toujours orienté vers l'électrode (+) du conducteur I mais pas parallèlement au conducteur, de sorte que seul un composant de la force est enregistré. Ainsi, la dé- flexion enregistrée est toujours ascendante mais d'amplitude inférieure à celle montrée en A. C. Le vecteur électrique est perpendiculaire au conducteur I, de sorte qu'aucune déviation n'est générée. D. Le vecteur est dirigé vers la région (-) du conducteur I, ce qui amène l'ECG à enregistrer une déflexion vers le bas.	18

1.13	Dérivation précordiale. A. Le plan transversal de la poitrine. B. Disposition des six électrodes thoraciques montrées dans le plan en coupe transversale. Notez que le ventricule droit est antérieur au ventricule gauche.	18
1.14	Bradycardie sinusale. un rythme cardiaque lent entraîne de longs intervalles RR.	21
1.15	Dans un rythme cardiaque normal, un minuscule groupe de cellules au niveau du noeud sinusal envoie un signal électrique. Le signal se déplace ensuite à travers les oreillettes vers le nœud auriculo-ventriculaire (AV), puis passe dans les ventricules, les obligeant à se contracter et à pomper le sang. Dans la fibrillation auriculaire, les signaux électriques se déclenchent à partir de plusieurs endroits dans les oreillettes (généralement des veines pulmonaires), les amenant à battre de façon chaotique. Le nœud auriculo-ventriculaire (AV) est incapable d'empêcher tous ces signaux chaotiques d'entrer dans les ventricules. Vos ventricules répondent à ces signaux chaotiques supplémentaires en battant plus vite que la normale.	23
1.16	Le flutter auriculaire est un type de trouble du rythme cardiaque dans lequel les chambres supérieures du cœur (oreillettes) battent trop vite. .	24
1.17	Dans la tachycardie ventriculaire, une impulsion électrique anormale provenant des cavités inférieures du cœur (ventricules) provoque une accélération du rythme cardiaque. Le problème peut impliquer soit un petit groupe de cellules ou une grande surface de tissu cicatriciel.	25
1.18	Une contraction ventriculaire prématurée isolée se produit sans une onde P précédente. La morphologie QRS est de forme bizarre puisque la dépolarisation des ventricules ne suit pas la séquence normale	26
1.19	Une contraction auriculaire prématurée est une contraction auriculaire qui apparaît tôt dans le temps avec une morphologie anormale de l'onde P.	26
1.20	Bloc de branche.	28
2.1	Les différentes étapes de classification des signaux ECG	31
3.1	Le schéma principal de la méthode proposée.	47
3.2	Les versions étirées ou compressées de l'ondelette mère et la variation des largeurs d'ondelettes correspondant à différents paramètres a et b : (a) l'ondelette mère, (b) lorsque $b > 0$ $a = 1$, (c) quand $a = 2$, tandis que b est inchangé.	49

3.3	Décomposition en sous-bandes de la transformée en ondelettes discrète, $g(n)$ est le filtre passe-haut, $h(n)$ est le filtre passe-bas	49
3.4	Décomposition du signal à huit et à dix niveaux	50
3.5	Exemples de filtre FFT passe-haut et passe-bas. Les valeurs nulles des lignes colorées représentent les valeurs X appartenant aux bandes d'atténuation du filtre. Bleu : filtre passe-haut et vert : filtre passe-bas.	54
3.6	Enregistrement 121 (a) Signal original, (b) Signal sans la dérive de la ligne de base.	57
3.7	Enregistrement 233 (a) Signal original, (b) Signal sans la dérive de la ligne de base.	58
3.8	Enregistrement 234 (a) Signal original, (b) Signal sans la dérive de la ligne de base.	59
3.9	(a) Signal propre, (b) Son amplitude FFT correspondante, (c) Le signal ECG corrompu avec bruit AWGN, (d) Son amplitude FFT correspondante.	60
3.10	(a) Le signal ECG débruité résultant de l'application du filtre de Wiener, (b) Son amplitude FFT correspondante, (c) Le signal ECG débruité résultant de l'application de la FFT comme filtre passe-bas au signal débruité par le Wiener filtre, (d) Son amplitude FFT correspondante.	61
3.11	(a) Le signal ECG débruité résultant de l'application du filtre Savitzky Golay, (b) Son amplitude FFT correspondante, (c) Le signal obtenu après la récupération des pics R, (d) Son amplitude FFT correspondante.	62
3.12	Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par AWGN, $SNR_{input} = 0$ dB et $SNR_{out} = 10,87$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.	63
3.13	Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par AWGN, $SNR_{input} = 5$ dB et $SNR_{out} = 15,14$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.	64
3.14	Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par AWGN, $SNR_{input} = 10$ dB et $SNR_{out} = 18,77$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.	65
3.15	Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par le bruit "MA", $SNR_{input} = 5$ dB, $SNR_{out} = 15,22$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.	66
3.16	Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par le bruit "EM", $SNR_{input} = 5$ dB, $SNR_{out} = 12,57$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.	67

3.17	La moyenne de l' SNR_{imp} obtenu en fonction de la variation de SNR_{input} et de la variation de la fréquence de coupure f_c du filtre passe bas basé sur la FFT pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN).	68
3.18	Résultats comparatifs pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN).	69
3.19	Résultats comparatifs pour le bruit MA.	69
3.20	Résultats comparatifs pour le bruit EM.	70
3.21	Résultats comparatifs pour le bruit (AWGN + EM + MA).	71
3.22	Comparaison des valeurs MSE.	72
3.23	Comparaison des valeurs NCC.	73
3.24	Comparaison des valeurs PRD en utilisant la base de données ECG de diagnostic PTB.	73
4.1	Le schéma synoptique du classificateur suggéré	76
4.2	Représentation mathématique d'un neurone biologique	80
4.3	Exemples de fonction d'activation : (a) impulsion unitaire, (b) Gaussienne, (c) en forme de triangle, (d) signe, (e) log-sigmoïde et (f) rampe.	81
4.4	Structure du réseau neuronal de la fonction de base radiale (RBF)	82

Acronymes

APC	Atrial premature complexes
AV	Atrioventricular
AWGN	Adaptive white gaussian noise
BW	Baseline wandering
CNN	Convolutional neural network
CWT	Continuous wavelet transform
DWT	Discret wavelet transform
ECG	Electrocardiogram
EMD	Empirical mode decomposition
EMG	Electromyogram
EM	Elctrode motion artifact
FA	Atrial fibrillation
FFT	Fast Fourier transform
GA	Genetic algorithm
IQI	Image quality index
MA	Muscle artifact
MD	Maximum di®erence
MSE	Mean square error
NAE	Normalized absolute error
NCC	Normalized cross-correlation
PRD	Percent root mean square difference
PVC	Premature ventricular contraction

SA Sinoatrial node

SNR Signal to noise ratio

SSIM Similarity structural index metric

STD Standard deviation

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	1
1 SYSTÈME CARDIOVASCULAIRE, ECG ET TROUBLES CARDIAQUES	5
1.1 Introduction	5
1.2 Anatomie du cœur	6
1.2.1 La circulation pulmonaire	7
1.2.2 La circulation systémique	7
1.3 Système de conduction électrique	7
1.3.1 Le nœud sino-auriculaire	8
1.3.2 La dépolarisation	9
1.3.3 La repolarisation	9
1.3.4 Le nœud auriculo-ventriculaire (AV)	10
1.3.5 Automaticité	11
1.3.6 Propagation de l'excitation cardiaque	12
1.3.7 Potentiel d'action	12
1.4 La détection du signal ECG	14
1.4.1 Méthodes d'enregistrement	14
1.4.2 Placement des électrodes	15
1.4.3 Bruit du signal ECG	19
1.5 Les arythmies	20
1.5.1 La bradycardie sinusale	21
1.5.2 Maladie du sinus	21
1.5.3 La fibrillation auriculaire (FA)	22
1.5.4 Flutter auriculaire	23
1.5.5 La tachycardie ventriculaire	24
1.5.6 Contractions ventriculaires prématurées (PVC)	25
1.5.7 Contractions auriculaires prématurées (PAC)	26
1.5.8 Bloc auriculo-ventriculaire	26
1.5.9 Le bloc de branche	27

1.6	Conclusion	29
2	ETAT DE L'ART POUR LA CLASSIFICATION DES SIGNAUX ECG	30
2.1	Introduction	30
2.2	Pré-traitement du signal ECG	31
2.2.1	Filtrage du signal ECG (état de l'art)	31
2.2.2	Détection du complexe QRS (état de l'art)	34
2.3	Extraction des caractéristiques	36
2.4	Classification des signaux ECG	38
2.4.1	Analyse discriminante linéaire (LDA)	39
2.4.2	Machine à support de vecteurs (SVM : support vector machine)	40
2.4.3	Les réseaux de neurones	41
2.4.4	L'apprentissage profond (Deep learning)	42
2.5	Conclusion	42
3	CONTRIBUTION POUR LE DÉBRUITAGE DES SIGNAUX CARDIAQUES	43
3.1	Introduction	43
3.2	Prétraitement pour améliorer la qualité des signaux ECG	44
3.3	Contribution	44
3.3.1	Base de donnée ECG	45
3.4	Débruitage du signal ECG par un algorithme à plusieurs étages	46
3.4.1	Estimation de l'écart-type de bruit et élimination de la dérive de la ligne de base à l'aide de la transformée en ondelettes	47
3.4.2	Filtre adaptatif de Wiener	51
3.4.3	Filtrage utilisant la transformée de Fourier rapide (FFT)	52
3.4.4	Filtrage par le filtre de Savitzky-Golay	55
3.4.5	Récupération des pics R et des zones environnantes	56
3.5	Résultats de la simulation	56
3.6	Etude comparative	62
3.7	Conclusion	65
4	CONTRIBUTION POUR LA CLASSIFICATION DES SIGNAUX CARDIAQUES	75
4.1	Introduction	75
4.2	Classification des signaux ECG	76
4.2.1	Détection des pics R	76
4.2.2	Recherche des caractéristiques discriminante	78
4.2.3	Classification par le réseau de neurone RBF	79

4.2.4	Optimisation du classifieur	82
4.3	Optimisation du réseau de neurone RBF	85
4.4	Résultats de la simulation	86
4.4.1	Utilisation de la recherche de coucou via l'algorithme de vol de prélèvement pour optimiser les paramètres du RBF	86
4.5	Conclusion	87
CONCLUSION GENERALE		88
Bibliographie		90

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les maladies cardiovasculaires (MCV) sont placées par l'organisation mondiale de la santé comme la première cause unique de décès dans le monde à l'heure actuelle. Ces maladies affectent d'avantage les pays à revenu faible ou intermédiaire, mais dans la même proportion que les femmes et les hommes. Une grande partie des décès dus aux MCV surviennent brutalement, à commencer par une fibrillation ventriculaire qui conduit à un arrêt cardiaque [1]. Cette situation est connue sous le nom de mort cardiaque subite (SCD) et est probablement le défi le plus important de la cardiologie moderne. Cette maladie est inhabituelle jusqu'à l'âge de 35 ans, mais à partir de là, le risque de SCD augmente spécialement pendant les phases chroniques et aiguës de l'infarctus du myocarde, ou autre cardiopathie liée à l'insuffisance cardiaque. L'identification ou la prédiction de la SCD a été étudiée de manière plus approfondie pour les groupes à risque ayant des antécédents cardiaques (arrêt cardiaque, anomalies génétiques, insuffisance cardiaque, crise cardiaque) que pour les personnes dont la SCD est la première manifestation. Le développement de systèmes d'analyse des bio-signaux est devenu un champ d'investigation majeur, en raison des progrès technologiques dans les systèmes de traitement du signal et du grand nombre de solutions alternatives à un problème spécifique. L'électrocardiographie fait partie des types de signaux biologiques les plus étudiés, car plusieurs décennies de recherche sur les signaux électrocardiographiques (ECG) ont fait de cette discipline de base un outil pour le diagnostic des troubles cardiaques. En raison de sa simplicité, de son faible coût et de sa nature non invasive, elle est encore largement utilisée malgré l'apparition de techniques plus récentes. Cette thèse aborde le problème de débruitage et de classification des signaux ECG. La motivation pour étudier ces questions se concentre sur le développement d'une méthode pour le débruitage [2] et une méthode de classification des arythmies cardiaques pour identifier des événements particuliers qui se produisent à des périodes spécifiques dans le temps [3]. Ces événements sont associés à des troubles cardiaques qui peuvent devenir nocifs pour le patient. Les méthodes élaborées visent à développer d'avantage un équipement spécialisé qui assure une surveillance clinique tant pour le patient que

pour les spécialistes, et qui soutiennent le diagnostic en temps réel, diminuant les taux de mortalité par les problèmes cardiaques. Les travaux de recherches qui seront présentés dans cette thèse portent essentiellement sur deux axes :

1. Le débruitage des signaux ECG
2. La classification des signaux cardiaques

Débruitage du signal ECG

Le débruitage des signaux cardiaques est une étape indispensable qui précède l'extraction des caractéristiques et la classification des signaux cardiaques. Pendant l'enregistrement du signal électrocardiogramme il est fréquemment contaminé par différents types de bruit qui peuvent être d'origine interne ou externe. Il existe de nombreuses sources de ces bruits telles que : Les bruits d'instruments, l'interférence entre les différents signaux du corps, le bruit de contact des électrodes, les artefacts de respiration et de mouvement du patient et les interférences de la ligne de base. Certainement, le diagnostic devient plus compliqué si un bruit apparaît sur le tracé de l'électrocardiogramme. Par conséquent, afin d'extraire les caractéristiques d'identification requises du signal ECG, il est indispensable de réduire les effets du bruit sur le signal électrocardiogramme. Les artefacts introduits par le bruit peuvent masquer les données d'identification essentielles. Le choix des paramètres significatifs pour la discrimination des battements normaux des pathologies influence les performances du classifieurs. De ce fait les performances des classificateurs sont fortement reliées à la qualité d'extraction des indicateurs de pathologies. En conséquence, le pré-traitement du signal électrocardiogramme est essentiel avant d'extraire ces paramètres. Le pré-traitement consiste à la réduction du bruit et les signaux parasites. Dans la littérature on trouve plusieurs travaux de recherche qui traitent ce genre de problèmes.

Pour les techniques de débruitage on trouve plusieurs travaux développés dans le but d'éliminer plusieurs types de bruit tels que le travail présenté dans [4], où les auteurs ont proposé une technique pour diminuer le bruit des signaux ECG en utilisant la décomposition en mode empirique (EMD). Aussi, dans une autre recherche [5], les auteurs ont présenté un travail basé sur la transformée en ondelettes combinée à l'algorithme génétique (GA). Cette méthode consiste à sélectionner les paramètres optimaux de débruitage des ondelettes dans le but de maximiser les performances de filtrage. Une autre procédure développée utilise le filtrage adaptatif ondelettes-Wiener [6]. Cette technique est caractérisée par l'application de la transformation en ondelettes stationnaire (SWT) dans le domaine de filtrage de Wiener afin d'éliminer

les signaux ECG corrompant le bruit EMG. De plus, une approche de réduction du bruit basée sur la transformation en ondelettes avant invariante de traduction impliquant la transformation en ondelettes bioniques (BWT) a été concrétisée dans [7]. De plus, une stratégie basée sur la transformation en ondelettes bionique multiadaptive (MBWT) a été proposée pour supprimer l'AWGN et le bruit BW [8]. Cette stratégie est basée sur l'optimisation des paramètres des ondelettes bioniques pour trouver une nouvelle valeur du seuil. Par conséquent, cette technique fournit de bons résultats par rapport à la méthode traditionnelle basée sur la transformée en ondelettes. De plus, un schéma décrit dans [9], fondé sur le filtre S-médian modifié et le seuillage doux a été utilisé pour minimiser, dans le même temps, la contamination causée par l'AWGN, le bruit de couleur, le BW, le MA, le bruit de mouvement d'électrode (EM) et le bruit composite. En outre, une autre tentative, basée sur la moyenne d'interpolation aléatoire (RIA) utilisant plusieurs bases d'ondelettes [10], a été appliquée pour supprimer, à partir des signaux ECG, trois types de bruit qui sont : l'AWGN, le MA et l'EM des bruits. Il implique initialement l'interpolation de Lagrange du troisième ordre. Ensuite, le débruitage WT conventionnel est appliqué à chaque signal interpolé. Ensuite, chaque signal débruité est reconstruit par interpolation inverse. En conséquence, le signal débruité final est obtenu en faisant la moyenne des signaux reconstruits. Dans un autre travail décrit dans [11], une technique de filtrage a été appliquée pour réduire les composantes de bruit indésirables dans le domaine temps-fréquence en utilisant la transformée de Stockwell (S-Transform). De plus, dans [12], une étude comparative entre différentes techniques de débruitage a été établie. Il compare les performances de la stratégie de débruitage basée sur la transformation en ondelettes (WT), la technique de débruitage multi-ondelettes basée sur des règles floues, le filtrage à réponse impulsionnelle finie (FIR) et la procédure basée sur la décomposition en mode empirique (EMD). En outre, les auteurs de [13] ont réalisé une étude comparative entre le filtrage par transformée en ondelettes discrète (DWT), le filtrage adaptatif des moindres carrés moyens (LMS), le filtrage adaptatif des moindres carrés récursifs (RLS) et le filtrage de Savitzky Golay. Dans notre thèse cette étape sera réalisée par un algorithme multi-étape pour éliminer différents types de bruit [2], la base de données MIT-BIH PhysioBank (MIT-BIH Arrhythmia Database) et la base de données PTB seront utilisées [14, 15].

Classification des signaux ECG

Le deuxième objectif de la présente thèse est la conception d'un système expert pour la classification des signaux cardiaques [3]. La détection des arythmies dans le

coté clinique et technologique est un sérieux problème. Les arythmies cardiaques sont définies par l'irrégularité des battements cardiaques. Elles constituent deux groupes : Le premier concerne les arythmies dangereuses comme la fibrillation et la tachycardie ventriculaire et elles nécessitent une thérapie immédiate. Le second concerne les arythmies non dangereuses mais qui exigent une thérapie préventive. Ces arythmies peuvent également être classées en fonction de la fréquence et du rythme, qui sont décrits par le nombre de cycles ou contractions ventriculaires (dépolariation des ventricules) par minute, qui sont identifiés dans l'ECG par le nombre de complexes QRS. Plusieurs nombres de travaux ont été réalisés pour la classification des pathologies d'ECG [16–23], cependant ils diffèrent par le choix de la méthode d'extraction des caractéristiques et du nombre des caractéristiques significatifs qui caractérisent l'arythmie et les méthodes de classification.

Le présent document est reparti en quatre chapitres :

- Le premier chapitre est consacré au fonctionnement du système cardiovasculaire, et particulièrement le cœur. Il permet de bien comprendre l'anatomie du cœur et l'origine et la nature des signaux électrocardiogrammes, et aborde les différents types du bruit qui peuvent corrompre ce signal (ECG) et également les différentes classes des arythmies cardiaques.
- Dans le deuxième chapitre nous présentons un état de l'art de chaque étape de la classification des signaux cardiaques. Nous exposerons l'intérêt de chaque étape ainsi que les travaux achevés précédemment.
- Dans le troisième chapitre, nous présentons une méthode de filtrage multi-étage, basée sur la transformée en ondelettes, le filtre Wiener adaptatif, la transformée de Fourier rapide (FFT), le filtre Savitzky-Golay (SG) et la récupération des pics R autour des zones environnantes.
- Finalement le quatrième chapitre, comprend le développement d'un classifieur automatique des battements cardiaques ECG. Pour cela, un algorithme d'extraction de caractéristiques basé sur la transformée en ondelette continue (CWT) et un réseau de neurone RBF optimisé par l'algorithme d'optimisation "cuckoo search via Lévy flight" est utilisé.

SYSTÈME CARDIOVASCULAIRE, ECG ET TROUBLES CARDIAQUES

Sommaire

1.1 Introduction	5
1.2 Anatomie du cœur	6
1.3 Système de conduction électrique	7
1.4 La détection du signal ECG	14
1.5 Les arythmies	20
1.6 Conclusion	29

1.1 Introduction

Le cœur est l'un des organes les plus vitaux du corps humain. Sa fonction est de faire circuler le sang en agissant comme une pompe. À chaque battement de cœur, le sang est poussé dans les artères et à travers les veines. Il fait ensuite le tour du corps dans un circuit à sens unique afin de retourner au cœur pour répéter le processus. Ce mouvement constant du sang entraîne la contraction rythmique perpétuelle du muscle cardiaque. Cette caractéristique du cœur présente la capacité de l'organisme à délivrer de l'oxygène et des nutriments aux organes, aux tissus et aux cellules [24]. Ce chapitre présentera un court résumé des fonctions anatomiques

et physiologiques du cœur humain. Ainsi, ce chapitre débutera par une description des caractéristiques musculaires du cœur et des caractéristiques respectives des quatre grandes chambres. Ensuite, certains aspects liés aux mécanismes spéciaux de transmission des potentiels d'action à travers le muscle cardiaque qui provoquent la succession continue des contractions cardiaques seront décrits. Les sections restantes de ce chapitre décrivent la génération du signal ECG.

1.2 Anatomie du cœur

Le cœur est un organe musculaire qui pompe le sang dans tout le corps. Le sang apporte les nutriments et l'oxygène nécessaires aux tissus et transporte les déchets métaboliques et le dioxyde de carbone pour l'excrétion par les reins et les poumons, respectivement. Le cœur est composé de 4 chambres (Figure 1.1). Les deux chambres supérieures sont appelées oreillettes gauche et oreillettes droite, tandis que les deux chambres inférieures sont appelées les ventricules gauche et droit. Les oreillettes sont attachées aux ventricules par un tissu fibreux non conducteur qui maintient électriquement les ventricules isolés des oreillettes [27]. Un mince mur membraneux sépare la chambre auriculaire gauche de la droite tandis qu'une paroi musculaire plus épaisse sépare la chambre ventriculaire gauche et droite. On distingue deux

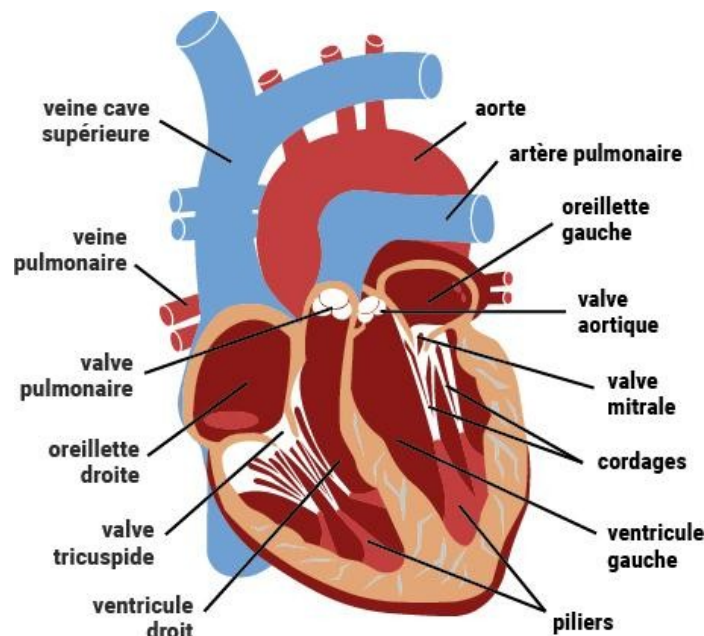


FIGURE 1.1 – Anatomie du cœur [25].

types de circulation sanguine : une circulation pulmonaire et systématique

1.2.1 La circulation pulmonaire

La circulation pulmonaire ou la petite circulation, comprend l'oreillette et le ventricule droit (dite le cœur droit) elle a pour fonction de transporter le sang vers les poumons où il se débarrasse du CO₂ et absorbe de l'oxygène. Il est ensuite redirigé vers le cœur, dans l'oreillette gauche, par les veines pulmonaires [33].

1.2.2 La circulation systémique

Circulation systémique ou la grande circulation comprend la partie gauche du cœur (dite le cœur gauche) contenant l'oreillette et le ventricule gauche [33]. Elle assure la distribution générale du sang aux tissus de l'ensemble du corps et les organes vitaux : cerveau, reins, foie, etc.

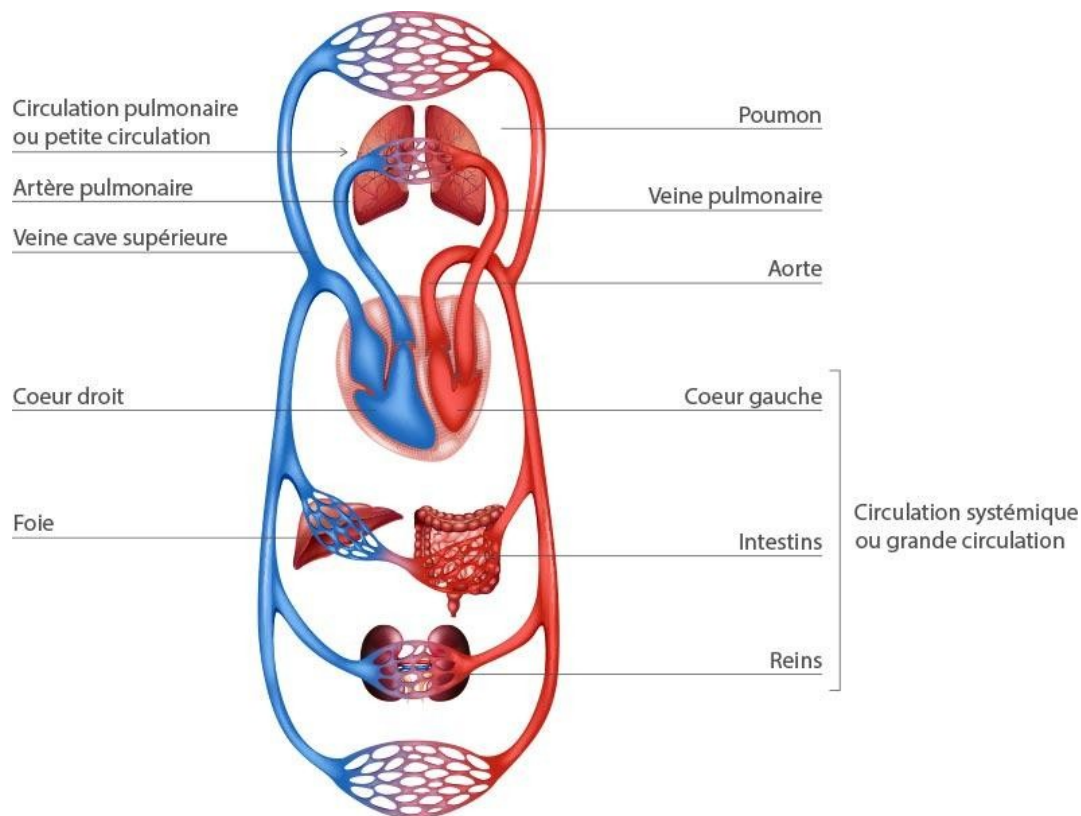


FIGURE 1.2 – Circulation systématique et pulmonaire [26].

1.3 Système de conduction électrique

Le pompage n'est efficace que lorsque le cœur se contracte de manière coordonnée. Le sang doit d'abord remplir les oreillettes, puis pompé dans les ventricules avant d'être éjecté de force. Cette coordination est réalisée par un système de conduction

électrique élaboré qui contrôle le moment précis de la dépolarisation de la masse substantielle du myocarde électriquement excitable. Ce contrôle délicat commence par un stimulateur cardiaque intrinsèque auto-excitable qui définit la vitesse à laquelle le cœur bat. Le stimulateur génère spontanément des impulsions électriques régulières qui se propagent ensuite à travers le système de conduction du cœur et déclenchent la contraction du myocarde. Ce stimulateur cardiaque est appelé le nœud sino-auriculaire (SA) [27].

1.3.1 Le nœud sino-auriculaire

Le nœud SA est situé dans la paroi supérieure de l'oreillette droite, près de l'entrée de la veine cave supérieure (Figure 1.3), c'est la source initiale de l'excitation électrique. Le nœud SA est un réseau de cellules excitatrices de tissu pacemaker qui présente une automaticité. L'automaticité est une propriété de la cellule de générer périodiquement une impulsion électrique même sans la présence d'un stimulus externe. L'automaticité du nœud (SA) peut être modulée par l'équilibre des entrées sympathiques et parasympathiques, ou par des médicaments. La stimulation sympathique (des nerfs connectés au cerveau) accélère le rythme de génération des impulsions tandis que la stimulation parasympathique ralentit le rythme. Cette variabilité de fréquence permet au cœur de répondre à des demandes de débit cardiaque supérieur ou inférieur (c'est-à-dire rythme cardiaque plus rapide ou plus lent) [27, 28]. L'impulsion électrique du nœud SA se propage dans le myocarde de

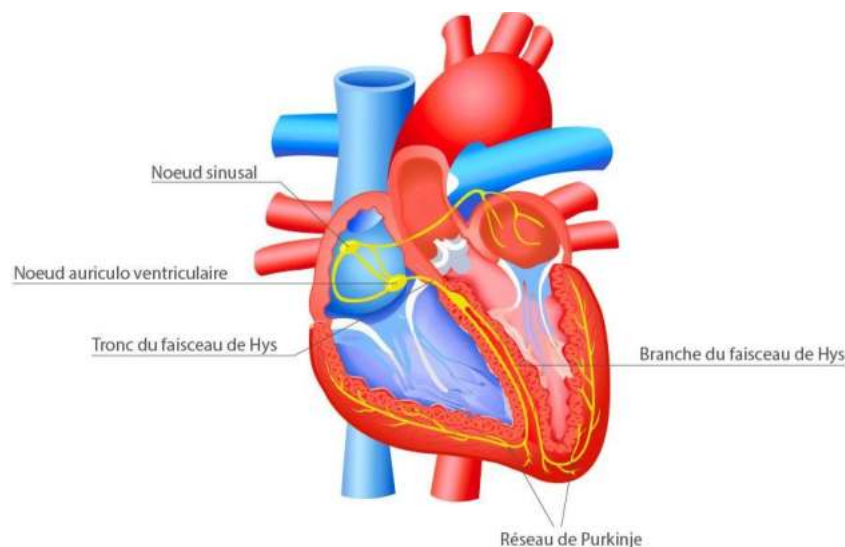


FIGURE 1.3 – Le système de conduction intrinsèque [26].

l'oreillette droite, stimulant sa contraction (Figure 1.3). En même temps, le faisceau de conduction inter auriculaire (faisceau de Bachmann) entre le nœud SA et

L'oreillette gauche transporte l'impulsion rapidement vers l'oreillette gauche, en l'étendant à travers le myocarde auriculaire gauche de sorte que la contraction de l'oreillette gauche se produit presque simultanément avec celle de droite. En outre, trois voies de conduction inter nodales portent l'impulsion du nœud SA au nœud auriculo-ventriculaire (AV), la porte d'entrée du système de conduction ventriculaire.

1.3.2 La dépolarisation

Au repos, la fibre cardiaque est polarisée, chargée positivement à l'extérieur et négativement à l'intérieur de la fibre (Fig1.4A). La stimulation induit des changements de la perméabilité de la membrane cellulaire avec inversion des charges électriques, qui deviennent positives à l'intérieur de la fibre et négatives à l'extérieur. Ensuite, cette dépolarisation se propage le long de la fibre (Fig1.4B) jusqu'à la dépolarisation complète (Fig1.4C). La transmission aux fibres adjacentes utilise le même mécanisme. Un vecteur représente la propagation de la dépolarisation le long de la fibre avec une direction allant du négatif au positif [24].

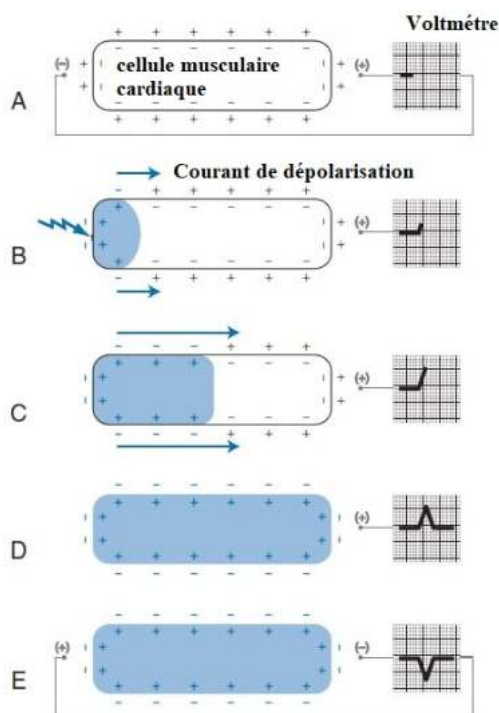


FIGURE 1.4 – dépolarisation de la fibre myocardique [24].

1.3.3 La repolarisation

Le front d'onde de repolarisation des fibres suit le front d'onde de dépolarisation tout en ramenant les charges électriques à l'état de repos (Figure 1.5A). Comme le

front d'onde de dépolarisation, le front d'onde de repolarisation progresse le long de la fibre dans la direction opposée (Figure 1.5B) ou dans la même direction (Figure 1.5C), avec le même résultat final présentant une fibre chargée positivement à l'extérieur et négativement à l'intérieur (Figure 1.5D). La flèche qui peut également représenter le front d'onde de repolarisation aura une direction opposée du positif au négatif. Les fronts d'onde de dépolarisation ou de repolarisation sont représentés par un vecteur ou une flèche. La flèche représentant la dépolarisation est positive à l'extrémité et négative à l'arrière. L'inverse est vrai pour le front d'onde de repolarisation : négatif à la pointe et positif à l'arrière. En résumé, la flèche montre la direction de propagation du front d'onde électrique : le front d'onde de dépolarisation est négatif à son origine alors que le vecteur de front d'onde de repolarisation est positif [24].

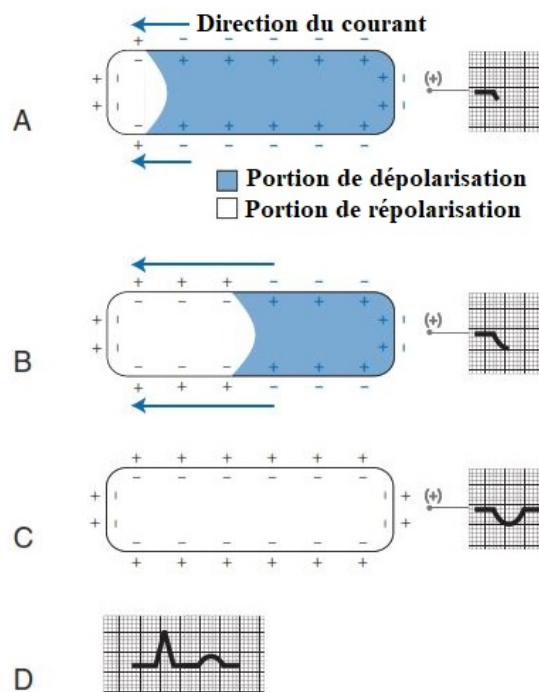


FIGURE 1.5 – Repolarisation de la fibre myocardique [24].

1.3.4 Le nœud auriculo-ventriculaire (AV)

Le nœud auriculo-ventriculaire (AV) est situé dans le plan septal auriculaire inférieur droit, en bas de l'ouverture du sinus coronaire (Figure 1.6). Il est cylindrique et d'environ 3 mm de large et d'environ 8 à 10 mm de long. Le sang vers le nœud auriculo-ventriculaire est fourni par l'artère du nœud auriculo-ventriculaire à partir de l'artère coronaire droite (ACR). Le nœud AV est entouré d'une abondance de fibres conductrices appelées zone du nœud auriculo-ventriculaire [27].

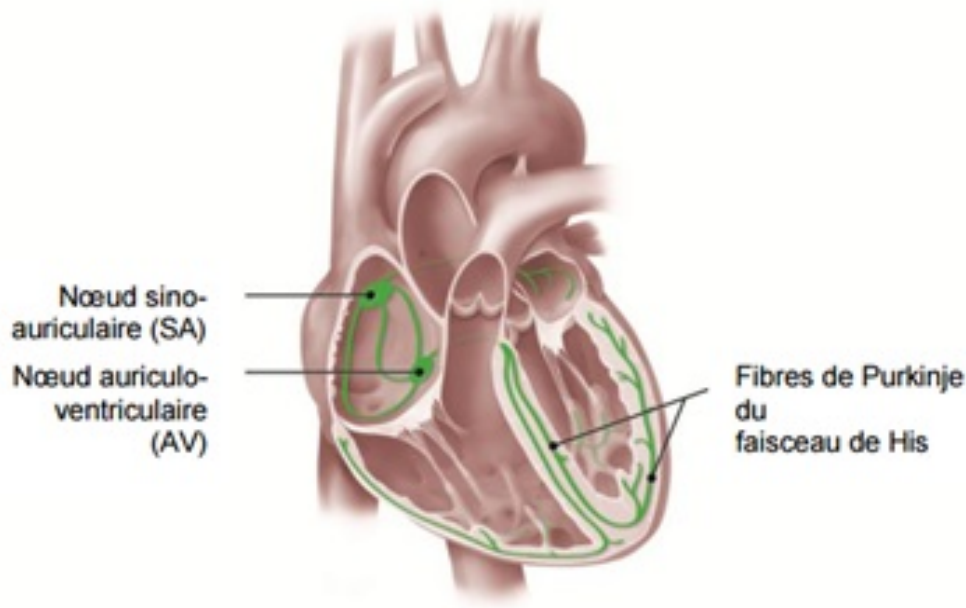


FIGURE 1.6 – Le nœud sino-auriculaire dans l’oreillette droite se connecte électriquement via des voies de conduction au nœud auriculo-ventriculaire [29].

TABLE 1.1 – Vitesses de conduction dans le tissu cardiaque

Tissus	Taux de conduction
Nœud SA	0.05
Voies atriales	1
Nœud AV	0.05
Faisceau de His	1
Fibre de Purkinje	4
Muscle ventriculaire	1

1.3.5 Automaticité

Les cellules qui forment les différentes parties du système de conduction présentent des taux d’automaticité différents. Les vitesses de propagation des impulsions électriques le long des chemins de conduction sont illustrés dans le tableau 1.1 [31] :

Lorsque le nœud SA ne parvient pas à fonctionner ou que l’impulsion du nœud SA n’atteint pas le nœud AV, le nœud AV devient le stimulateur dominant puisqu’il a le taux d’automaticité suivant le plus rapide. La fréquence cardiaque sera alors plus lente à 40-60 impulsions par minute. S’il existe un bloc de conduction au-dessous du niveau du nœud AV, les branches du faisceau, le réseau de Purkinje ou les muscles ventriculaires prendront la relève en tant que stimulateur cardiaque de la contraction ventriculaire. Le taux de contraction ventriculaire sera alors encore plus lent à 30-40

impulsions par minute [31]. Un trouble de la conduction est souvent observable dans un ECG. Par exemple, un bloc dans le tractus inter auriculaire entraînera une dépolarisation normale des oreillettes droites mais une dépolarisation retardée des oreillettes gauches, entraînant une onde P élargie et entaillée. Cela se produit parce que l'impulsion ne peut se propager lentement par voie de dépolarisation myocardique pour atteindre l'oreillette gauche plutôt que par la voie de conduction rapide [31].

1.3.6 Propagation de l'excitation cardiaque

La dépolarisation initiée dans le nœud SA se propage radialement à travers les oreillettes, puis converge sur le nœud AV. La dépolarisation auriculaire est complète en environ 0,1 s. Comme la conduction dans le nœud AV est lente, un délai d'environ 0,1 s (délai nodal AV) se produit avant que l'excitation ne se propage aux ventricules. Il est intéressant de noter ici que lorsqu'il y a un manque de contribution des ions dans la dépolarisation (phase 0) du potentiel d'action, on observe une perte de conduction. Du sommet du septum, l'onde de dépolarisation se propage dans les fibres de Purkinje à toutes les parties des ventricules. Chez les humains, la dépolarisation du muscle ventriculaire commence à la gauche du septum inter-ventriculaire et se déplace d'abord vers la droite à travers la partie médiane du septum. L'onde de dépolarisation se propage ensuite dans le septum jusqu'au sommet du cœur. Il revient le long des parois ventriculaires vers la rainure AV, en passant de la surface endocardique à la surface épicaudique (Figure 1.7). Les dernières parties du cœur à dépolariser sont la partie postéro-buccale du ventricule gauche, le cône pulmonaire et la partie supérieure du septum [31].

1.3.7 Potentiel d'action

Le potentiel d'action représente les changements de potentiel transmembranaire mesuré avec 2 électrodes (une intra et une extracellulaire) lors de l'activation de la fibre cardiaque. La séquence des événements qui sous-tendent le potentiel d'action est décrit ci-dessous (Figure 1.8) [31].

- Phase 0 est la phase de dépolarisation. Les canaux de sodium s'ouvrent et Na entre dans la cellule. La pénétration des ions Na est importante et rapide. Le potentiel transmembranaire augmente soudainement de -90 mV à +30 mV.
- Phase 1 est le début de la repolarisation (qui déclenche la récupération du potentiel d'action à sa valeur de repos). Elle est, relativement rapide avec une faible amplitude, elle est due à l'entrée de Cl dans la cellule.

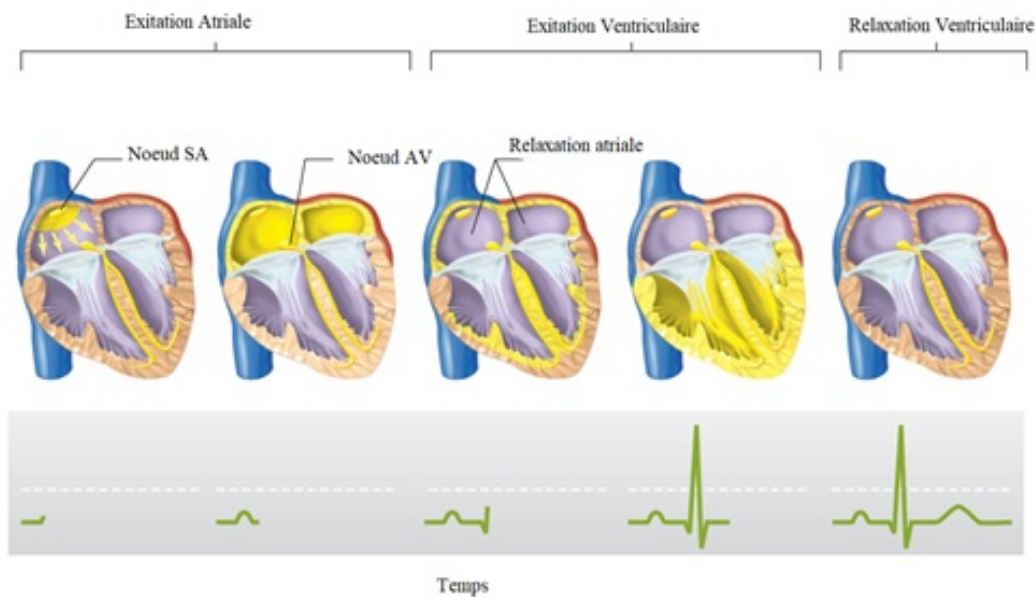


FIGURE 1.7 – La dépolarisation des oreillettes et des ventricules génère les différents composants de l'ECG [31].

- Phase 2, où la pénétration du Ca maintient le potentiel d'action à un niveau stable pendant un temps relativement long. C'est le principal déterminant de la durée du potentiel d'action.
- Phase 3, l'afflux de Ca diminue de manière significative et est suivi par une sortie rapide et massive de K qui ramène le potentiel d'action à sa valeur de repos.
- Phase 4, l'activité cellulaire métabolique de la membrane expulse les ions Na entrés lors de la phase 0 et ramène simultanément les ions potassium K en fin de dépolarisation. La situation ionique des deux côtés de la membrane est comme avant le déclin du potentiel d'action.

Ces phénomènes sont en fait plus complexes, car il existe deux types de potentiel d'action :

- Provenant de l'oreillette, des ventricules et du système His-Purkinje
- Provenant du nœud sinusal et du nœud AV présentant les différentes caractéristiques suivantes :
 - Front d'onde de dépolarisation lié à un influx lent d'ions Ca^{++} . La phase 0 est lente comme condition.
 - Seuil moins négatif (-50 mV)

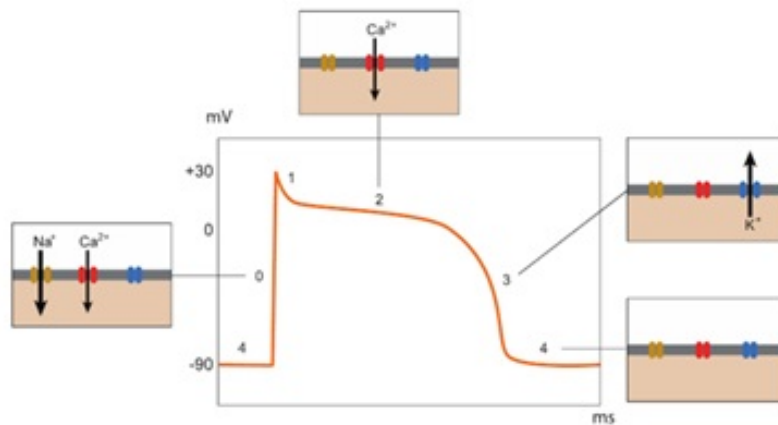


FIGURE 1.8 – Le potentiel d'action de la cellule du myocarde [31].

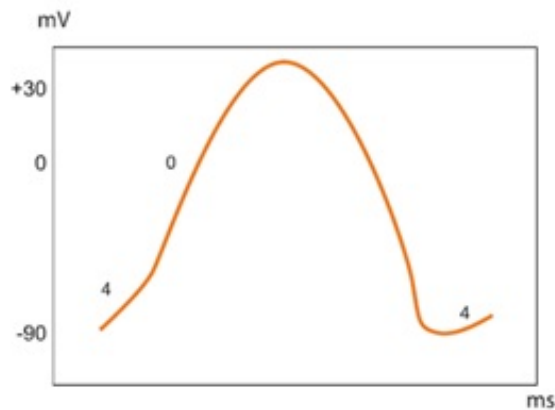


FIGURE 1.9 – Potentiel d'action du nœud AV [31].

- Le potentiel de repos est oblique et non horizontal. Une dépolarisation diastolique lente, progressive et spontanée est présente et peut provoquer une dépolarisation. Cela explique l'automatisme des nœuds sinus et AV. Le taux de dépolarisation à partir du nœud sinusal est supérieur à celui du nœud AV, ce dernier n'étant actif que lorsque le nœud sinusal est défaillant. C'est ce qu'on appelle le rythme d'échappement nodal.

1.4 La détection du signal ECG

1.4.1 Méthodes d'enregistrement

Un électrocardiogramme est obtenu en mesurant le potentiel électrique entre différents points du corps à l'aide d'un amplificateur d'instrumentation biomédical. Les signaux électriques du cœur sont enregistrés à partir d'une combinaison particu-

lière d'électrodes d'enregistrement [24, 27]. Il est nécessaire de placer les électrodes à la surface du corps pour détecter la dépolarisation du myocarde excitable. Quand une ou les deux électrodes sont en contact avec le cœur, les électrodes ECG sont appelées directes [24, 27]. Lorsque les électrodes sont placées à une distance de plus de deux diamètres cardiaques du cœur, les dériviations sont appelées indirectes [24, 27]. Les conducteurs semi directs désignent un agencement dans lequel une ou les deux électrodes sont à proximité immédiate mais pas en contact direct avec le cœur [24, 27]. Les dériviatiions sont considérées comme bipolaires lorsque les deux électrodes font face à des sites présentant des variations de potentiel similaires et unipolaires lorsque les variations potentielles d'une électrode sont négligeables par rapport à celles de l'autre. Parmi les 12 dériviatiions ECG standard, I, II et III sont indirects et bipolaires ; AVR, AVL, et AVF sont indirects et unipolaires ; et V1 à V6 sont semi direct [24, 27].

1.4.2 Placement des électrodes

Les électrodes sont placées directement sur la peau, maintenues en place par des pattes adhésives, sur chacun des quatre membres et sur la poitrine selon la disposition standard illustrée à la figure 1.10. L'électrode de la jambe droite n'est pas utilisée pour la mesure mais sert de masse électrique. Le tableau 1.1 liste les emplacements standards des électrodes thoraciques [24, 27].

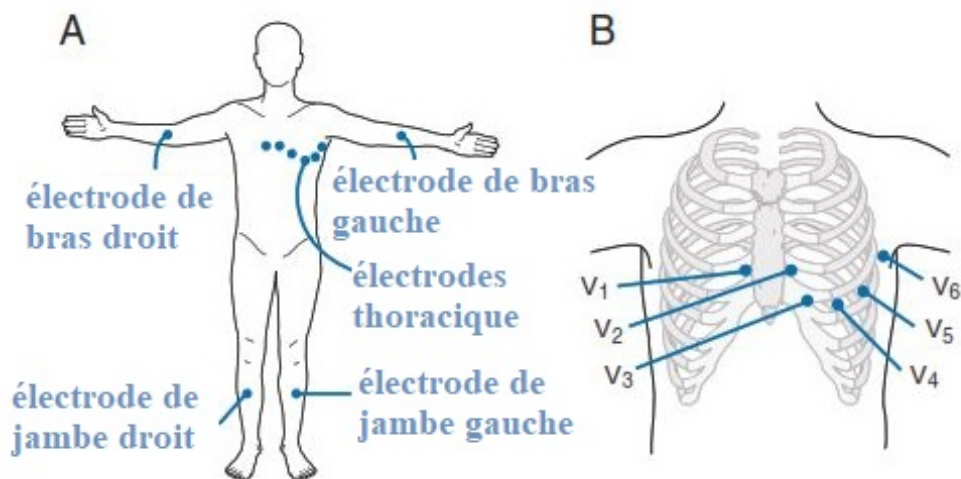


FIGURE 1.10 – placement des électrodes [24].

Les six dériviatiions thoraciques unipolaires (dériviatiions précordiales) sont désignées V1-6 et examinent l'activité électrique le long d'un plan horizontal à partir du ventricule droit, du septum, du ventricule gauche et de l'oreillette gauche. Un

TABLE 1.2 – Positions des électrodes thoraciques ECG

V1	4ème ICS, 2 cm à droite du sternum
V2	4ème ICS, 2 cm à gauche du sternum
V3	à mi-chemin entre V2 et V4
V4	5ème ICS, ligne médio-claviculaire gauche
V5	5ème ICS, ligne axillaire antérieure gauche
V6	5ème ICS, ligne médio axillaire gauche

ECG complet (appelé "ECG à 12 dérivation") est produit en enregistrant l'activité électrique entre les électrodes dans des configurations spécifiques. Cela se traduit par six axes de référence dans le plan frontal du corps (appelés dérives des membres) plus six dans le plan transversal (appelés dérives précordiales) [24, 31]. La Figure 1.11 montre l'orientation des six dérives des membres [24, 31].

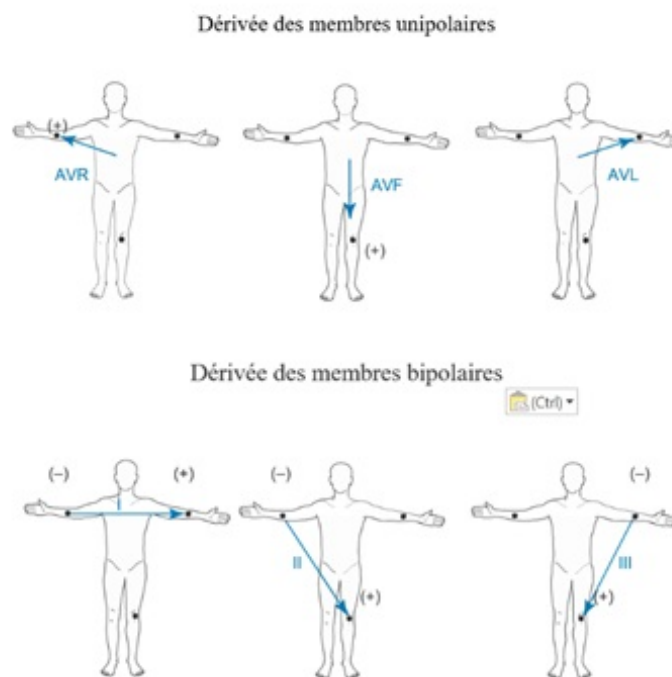


FIGURE 1.11 – Les six dérives des membres placées sur les bras et la jambe gauche. En haut, chaque fil unipolaire a une seule électrode (+) Désignée ; le pôle (-) est une moyenne des autres électrodes. En bas, chaque conducteur bipolaire a des électrodes spécifiques (-) Et (+) Désignées [24].

Les dérives des membres examinent l'activité électrique le long d'un plan vertical. Les dérives bipolaires standard (I, II, III) enregistrent les différences de potentiel entre deux membres en utilisant deux électrodes de membre comme pôles positif et négatif : les dérives I, II et III, tous produisent des déviations positives sur l'ECG car le courant électrique circule de gauche vers la droite et de

haut vers le bas [24]. Le placement devrait être [24] : I = électrode négative dans le bras droit et électrode positive dans le bras gauche II= électrode négative dans le bras droit et électrode positive dans la jambe gauche III = électrode négative dans le bras gauche et électrode positive dans la jambe gauche. Les trois dérivations des membres unipolaires (aVR, aVL, aVF) enregistrent l'activité du plan frontal du cœur. Chacune de ces dérivations unipolaires possède une seule électrode positive (l'électrode de membre comme le bras gauche, le bras droit et la jambe gauche), le centre du triangle d'Einthoven jouant le rôle d'électrode négative. Les formes d'onde de ces dérivations sont généralement très petites, elles sont donc augmentées par la machine ECG pour augmenter la taille des potentiels sur la bande ECG. Ces trois pistes voient le cœur sous différents angles [24] :

- La dérivation aVR produit une réflexion négative car l'activité électrique s'éloigne de la dérivation. La dérivation aVR ne fournit pas une vue spécifique du cœur.
- La dérivation aVL produit une déflexion positive parce que l'activité électrique se déplace vers la dérivation. La dérivation aVL visualise l'activité électrique de la paroi latérale.
- La dérivation aVF produit également une déflexion positive sur l'ECG car l'activité électrique circule vers cette dérivation. Il voit l'activité électrique de la paroi inférieure.

La Figure 1.12 montre comment l'amplitude et la direction de l'activité électrique sont représentées par l'enregistrement de l'ECG dans chaque électrode [24].

Les six dérivations standard examinent les forces électriques dans le plan frontal du corps. Cependant, comme l'activité électrique se déplace en trois dimensions, les enregistrements à partir d'un plan perpendiculaire sont également essentiels [24, 31]. Ceci est réalisé par l'utilisation des six électrodes placées sur l'aspect latéral antérieur et gauche de la poitrine (voir Figure 1.10B), créant les dérivations de poitrine (également appelés « précordiaux »). L'orientation de ces conducteurs autour du cœur dans le plan de coupe transversale est représentée sur la Figure 1.13 [24]. Ce sont des conducteurs unipolaires et, comme pour le système unipolaire les forces électriques dirigées vers ces électrodes individuelles (+) se traduisent par une déflexion vers le haut de l'enregistrement de cette dérivation, et les forces qui s'éloignent enregistrent une déformation vers le bas [24]. Un ECG complet imprime des échantillons de chacune des six branches et de chacun des six cordons dans un ordre standard [24].

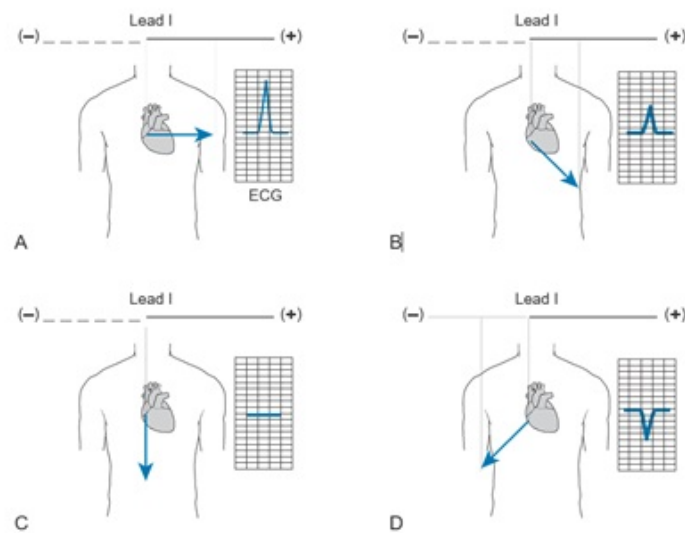


FIGURE 1.12 – Relation entre l'amplitude et la direction de l'activité électrique de l'électrode ECG. A. Le vecteur électrique est orienté parallèlement au conducteur I et dirigé vers l'électrode (+); par conséquent, une déflexion élevée vers le haut est enregistrée par le fil. B. Le vecteur est toujours orienté vers l'électrode (+) du conducteur I mais pas parallèlement au conducteur, de sorte que seul un composant de la force est enregistré. Ainsi, la déflexion enregistrée est toujours ascendante mais d'amplitude inférieure à celle montrée en A. C. Le vecteur électrique est perpendiculaire au conducteur I, de sorte qu'aucune déviation n'est générée. D. Le vecteur est dirigé vers la région (-) du conducteur I, ce qui amène l'ECG à enregistrer une déflexion vers le bas. [24].

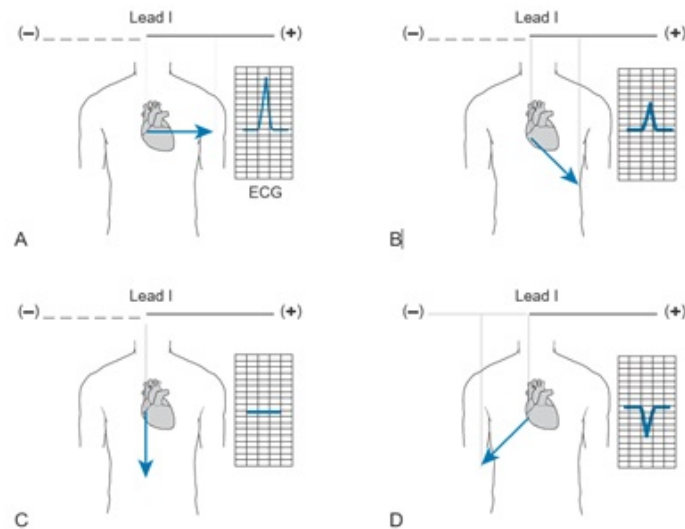


FIGURE 1.13 – Dérivation précordiale. A. Le plan transversal de la poitrine. B. Disposition des six électrodes thoraciques montrées dans le plan en coupe transversale. Notez que le ventricule droit est antérieur au ventricule gauche. [24].

1.4.3 Bruit du signal ECG

Les mesures d'ECG peuvent être corrompues par de nombreux types de bruit. De tels bruits peuvent contaminer l'ECG et peuvent changer ses caractéristiques rendant ainsi son analyse très difficile. Ceux d'intérêt primaire sont [35, 37] :

- Interférence de ligne d'alimentation
- Bruit de contact de l'électrode
- Artefacts de mouvement
- Bruit EMG
- Bruit d'instrumentation

Ces artefacts affectent fortement le segment ST, dégradent la qualité du signal, la résolution de fréquence, produit des signaux de grande amplitude dans l'ECG qui peuvent ressembler à des formes d'onde PQRST et masquent de minuscules caractéristiques qui sont importantes pour la surveillance clinique et le diagnostic. L'annulation de ces artefacts dans les signaux ECG est une tâche importante pour un meilleur diagnostic [35, 37].

1.4.3.1 L'interférence de la ligne de base

L'interférence de la ligne de base est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. L'interférence peut être due à l'effet parasite des champs de courant alternatif dus aux boucles dans les câbles du patient. D'autres causes sont des contacts lâches sur le câble du patient ainsi que des électrodes sales. Lorsque la machine ou le patient n'est pas correctement mis à la terre, les interférences de la ligne d'alimentation peuvent même masquer complètement la forme d'onde de l'ECG. La cause la plus fréquente de l'interférence de 50 Hz est l'électrode déconnectée résultant en un très fort signal perturbateur, et nécessite donc une action rapide. Les interférences électromagnétiques provenant des lignes électriques entraînent également des tracés de mauvaise qualité [35, 37].

1.4.3.2 Le bruit de contact de l'électrode

Le bruit de contact de l'électrode est une interférence transitoire provoquée par la perte de contact entre l'électrode et la peau, qui peut être permanente ou intermittente. L'action de commutation peut entraîner de gros artefacts puisque le signal ECG est habituellement couplé capacitivement au système. Ce type de bruit peut être modélisé comme une transition de ligne de base rapide se produisant de façon aléatoire qui se désintègre de manière exponentielle vers la ligne de base et qui a une composante de 60 Hz superposée [35, 37].

1.4.3.3 Les artefacts de mouvement

Les artefacts de mouvement sont des changements de ligne de base transitoires dans l'impédance de la peau de l'électrode avec le mouvement de l'électrode. Cela provoque des changements soudains dans l'amplitude du signal ECG, ainsi que des changements de ligne de base à basse fréquence. De plus, une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau réduit l'amplitude du signal ECG et augmente la probabilité de perturbations (en réduisant le SNR). La durée de ce type de signal de bruit est de 100-500 ms avec une amplitude de 500% de l'amplitude ECG crête à crête [35, 37].

1.4.3.4 Le bruit d'EMG

Le bruit d'électromyographie est causé par la contraction d'autres muscles en plus du cœur. Lorsque d'autres muscles à proximité des électrodes se contractent, ils génèrent des ondes de dépolarisation et de repolarisation qui peuvent également être captées par l'ECG. Il est bien établi que l'amplitude du signal d'électromyographie est de 10% de l'amplitude ECG crête à crête [35, 37].

1.5 Les arythmies

Une arythmie est un trouble qui affecte le rythme cardiaque normal. Avec une arythmie, le cœur a tendance à battre trop lentement (bradycardie), trop vite (tachycardie), ou irrégulièrement [24, 28]. Ces troubles peuvent affecter la quantité de sang pompée par le cœur. Les arythmies cardiaques sont des anomalies ou des perturbations dans la séquence d'activation normale du myocarde. Le nœud sinusal, affichant les propriétés d'automaticité, se dépolarise spontanément, envoyant une onde de dépolarisation sur l'oreillette, dépolarisant le nœud auriculo-ventriculaire (AV), se propageant sur le système His-Purkinje et dépolarisant le ventricule de manière systématique. Il existe de différents types d'arythmies cardiaques [24, 35]. Le rythme normal du cœur, appelé rythme sinusal normal, peut être perturbé par un défaut d'automaticité, tel que le syndrome des sinus, ou par une hyperactivité, telle qu'une tachycardie sinusale inappropriée [24, 35]. Les foyers ectopiques excitant prématurément le myocarde sur une base unique ou continue entraînent des contractions auriculaires prématurées (PAC) et des contractions ventriculaires prématurées (PVC) [24, 35]. La fréquence cardiaque au repos normale, résultant de la dépolarisation répétée du nœud sinusal, varie de 60 à 100 bpm. Les Brady-arythmies sont des rythmes dans lesquels la fréquence cardiaque est inférieure à 60 bpm [24, 35]. Ils

résultent de troubles de la formation d'impulsions ou d'une conduction d'impulsions altérée.

1.5.1 La bradycardie sinusale

La bradycardie sinusale est un ralentissement du rythme cardiaque normal, dû à la diminution de la fréquence cardiaque du nœud sino auriculaire (SA), à un débit inférieur à 60 bpm. La bradycardie sinusale au repos ou pendant le sommeil est normale et peut être bénigne chez de nombreuses personnes [24, 35].

Réciproquement, la bradycardie sinusale pathologique peut résulter soit de la maladie du nœud SA intrinsèque, soit de facteurs extrinsèques qui affectent le nœud [24, 35]. Les facteurs extrinsèques qui suppriment l'activité nodale SA comprennent les médicaments et les causes métaboliques (par exemple l'hypothyroïdie) [24, 35]. Une légère bradycardie sinusale est généralement asymptomatique et ne nécessite pas de traitement [24, 35]. Cependant, une réduction prononcée de la fréquence cardiaque peut entraîner une baisse du débit cardiaque avec fatigue, étourdissements, confusion ou syncope. Dans de tels cas, tout facteur provocateur extrinsèque doit être corrigé, et une thérapie spécifique peut être nécessaire [24, 35].

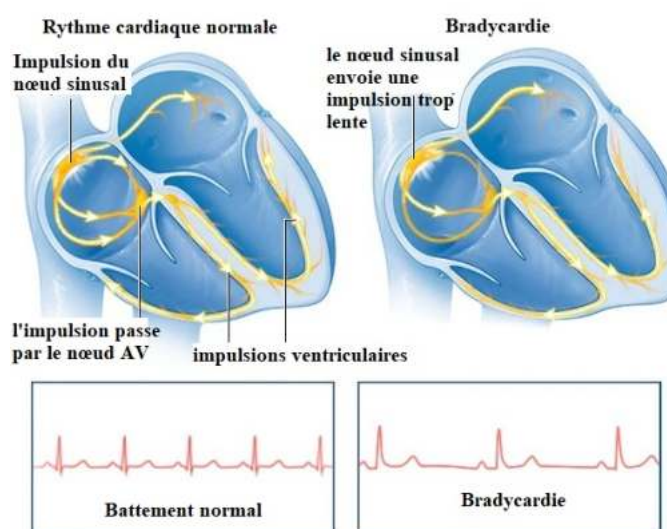


FIGURE 1.14 – Bradycardie sinusale. un rythme cardiaque lent entraîne de longs intervalles RR [38].

1.5.2 Maladie du sinus

Le syndrome du sinus se réfère à des troubles du rythme cardiaque (dysrythmie) causés par un mauvais fonctionnement du stimulateur cardiaque naturel, appelé nœud sinusal. Le syndrome du sinus peut provoquer un rythme cardiaque trop

rapide (tachycardie), trop lent (bradycardie),), interrompu par de longues pauses ou des battements de cœur qui s'interposent entre rapides et lents (syndrome de brady-tachy ou syndrome de tachy-brady) [24, 35]. Les patients peuvent ressentir des étourdissements, de la fatigue, de la faiblesse ou des évanouissements (syncope). Bien qu'il soit plus fréquent chez les personnes âgées, il peut survenir chez les enfants, souvent après une chirurgie cardiaque.

La maladie du sinus est commune chez les patients âgés, qui sont également sensibles à la tachycardie supraventriculaire (TSV), le plus souvent fibrillation auriculaire (AF). Cette combinaison est connue sous le nom de bradycardie-tachycardie et est supposé provenir d'une fibrose auriculaire qui altère la fonction du nœud SA et prédispose à l'AF et à l'influx [24, 35].

1.5.3 La fibrillation auriculaire (FA)

La fibrillation auriculaire (FA) est un rythme chaotique avec une fréquence atriale si rapide (350 à 600 décharges / min) que des ondes P distinctes ne sont pas discernables sur l'ECG (Figure 1.15) [24, 28]. Comme dans le cas de l'oreillette atriale, de nombreuses impulsions auriculaires rencontrent un tissu réfractaire au niveau du nœud AV, ce qui ne permet qu'une très légère dépolarisation des ventricules [24, 28]. La fréquence ventriculaire moyenne dans la FA non traitée est d'environ 140 à 160 bpm. Comme les ondes P discrètes ne sont pas visibles sur l'ECG, la ligne de base montre des ondulations de faible amplitude ponctuées par des complexes QRS et des ondes T [24, 28].

Le mécanisme de FA implique probablement de multiples circuits réentrants errants dans les oreillettes, et chez certains patients, le rythme se déplace de façon répétée entre la fibrillation et le flutter auriculaire.

Lorsque la fibrillation est paroxysmale (c'est-à-dire, des épisodes soudains et imprévisibles), elle est souvent déclenchée par la libération rapide de foyers dans les manchons du muscle auriculaire qui s'étendent dans les veines pulmonaires [24, 28]. Pour maintenir l'AF, un nombre minimum de circuits réentrants est nécessaire, et un atrium élargi augmente le risque que cela se produise [24, 28]. Ainsi, AF est souvent associée à un élargissement auriculaire droit ou gauche. En conséquence, les maladies qui augmentent la pression et la taille de l'oreillette favorisent la FA, y compris l'insuffisance cardiaque, l'hypertension, la maladie coronarienne et la maladie pulmonaire [24, 28]. La thyroïdite et la consommation d'alcool peuvent précipiter la FA chez certaines personnes. L'AF est une arythmie potentiellement dangereuse car : (1) les taux ventriculaires rapides peuvent compromettre le débit cardiaque, entraînant une hypotension et une congestion pulmonaire (en particulier

chez les patients présentant un ventricule gauche hypertrophié ou «rigide» chez qui la contraction atriale normale peut réduire significativement et (2) l'absence de contraction auriculaire organisée favorise la stase sanguine dans les oreillettes, augmentant le risque de formation de thrombus, en particulier dans l'appendice auriculaire gauche. L'embolisation des thrombus auriculaires gauches est une cause importante d'accident vasculaire cérébral [24, 28]. Ainsi, le traitement de la FA considère trois aspects de l'arythmie : (1) contrôle de la fréquence ventriculaire, (2) examen des méthodes pour restaurer le rythme sinusal, et (3) l'évaluation de la nécessité d'anticoagulation pour prévenir la thromboembolie [24, 28].

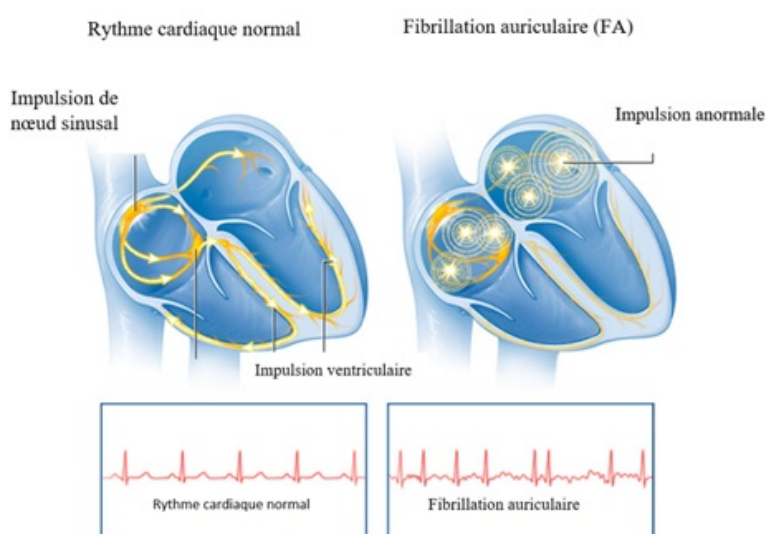


FIGURE 1.15 – Dans un rythme cardiaque normal, un minuscule groupe de cellules au niveau du nœud sinusal envoie un signal électrique. Le signal se déplace ensuite à travers les oreillettes vers le nœud auriculo-ventriculaire (AV), puis passe dans les ventricules, les obligeant à se contracter et à pomper le sang. Dans la fibrillation auriculaire, les signaux électriques se déclenchent à partir de plusieurs endroits dans les oreillettes (généralement des veines pulmonaires), les amenant à battre de façon chaotique. Le nœud auriculo-ventriculaire (AV) est incapable d'empêcher tous ces signaux chaotiques d'entrer dans les ventricules. Vos ventricules répondent à ces signaux chaotiques supplémentaires en battant plus vite que la normale [38].

1.5.4 Flutter auriculaire

Le flutter auriculaire se caractérise par une activité auriculaire rapide et régulière à un taux de 180 à 350 bpm [24, 28]. Un battement auriculaire (battement auriculaire rapide) peut survenir soudainement et de manière imprévisible ou peut

être une arythmie chronique soutenue [24, 28]. La fréquence cardiaque dans le flutter auriculaire est d'environ 300 battements par minute et est difficile à traiter pharmacologiquement. En général, seule une fraction des battements auriculaires (un tiers à un quart) est transmise au ventricule, ce qui se fait de manière systématique, de sorte que la fréquence ventriculaire semble constante. Le flutter auriculaire peut également se produire en tant que variante de la tachycardie supraventriculaire paroxystique en cas de surdosage de la digitaline, qui provoque un battement plus rapide des oreillettes que des ventricules, la transmission auriculaire aux ventricules étant bloquée [24, 28].

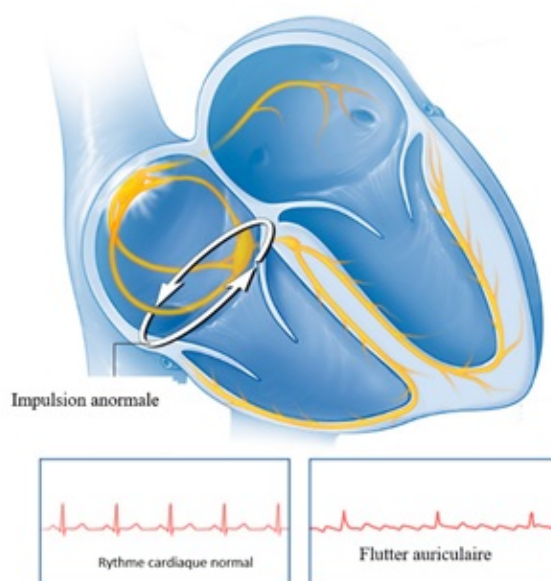


FIGURE 1.16 – Le flutter atrial est un type de trouble du rythme cardiaque dans lequel les chambres supérieures du cœur (oreillettes) battent trop vite [38].

1.5.5 La tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire est une série de trois battements prématurés ventriculaires ou plus (Figure. 1.17). La tachycardie ventriculaire est divisée arbitrairement en deux catégories [24, 35]. Si elle persiste pendant plus de 30 secondes, cela produit des symptômes graves tels qu'une syncope nécessitant une cessation par cardio-version ou administration d'un médicament anti-arythmique. Elle est désignée comme étant une tachycardie ventriculaire soutenue ; les épisodes d'auto-termination sont appelés tachycardie ventriculaire non soutenue [24, 35]. Les deux formes de tachycardie ventriculaire se rencontrent le plus souvent chez les patients présentant une cardiopathie structurelle, notamment l'ischémie et l'infarctus du myo-

carde, l'insuffisance cardiaque, l'hypertrophie ventriculaire, les maladies électriques primaires, les cardiopathies valvulaires et les anomalies cardiaques congénitales [24, 35].

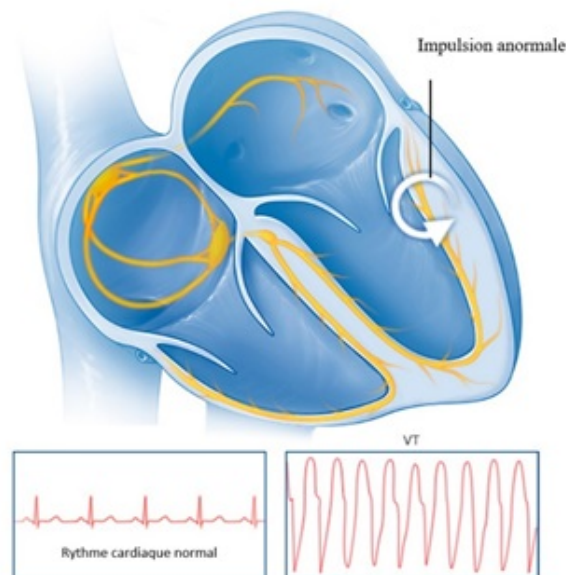


FIGURE 1.17 – Dans la tachycardie ventriculaire, une impulsion électrique anormale provenant des cavités inférieures du cœur (ventricules) provoque une accélération du rythme cardiaque. Le problème peut impliquer soit un petit groupe de cellules ou une grande surface de tissu cicatriciel [38].

1.5.6 Contractions ventriculaires prématurées (PVC)

La plus fréquente des arythmies ventriculaires est le battement ventriculaire prématuré appelé contraction ventriculaire prématurée (PVC). Un signe précoce d'instabilité électrique due principalement à l'hypoxie [28, 35]. Les PVC sont des battements qui se produisent avant la prochaine impulsion attendue générée par le nœud SA [28, 35]. Comme son nom l'indique, les PVC proviennent des ventricules situés sous le nœud AV. Parce qu'ils ne suivent pas le chemin de conduction normal dans les ventricules, ils montrent une configuration QRS bizarre. Les caractéristiques des PVC sont [28, 35] :

- Elles se produisent tôt dans le cycle
- Elles ne sont pas précédées d'une onde P
- Elles ont un complexe QRS large et déformé
- Elles ont une onde T opposée en direction de celle du complexe QRS
- Elles sont généralement suivies d'une pause compensatoire complète.



FIGURE 1.18 – Une contraction ventriculaire prématurée isolée se produit sans une onde P précédente. La morphologie QRS est de forme bizarre puisque la dépolarisation des ventricules ne suit pas la séquence normale [35].

1.5.7 Contractions auriculaires prématurées (PAC)

La contraction auriculaire prématurée (PAC) est un battement initié par une impulsion auriculaire ectopique qui apparaît au début du cycle. Parce que l'impulsion provient d'un site autre que le nœud sinusal, la forme de l'onde P et la longueur de l'intervalle PR peuvent être différentes. Le CAP est généralement conduit à travers la voie ventriculaire de manière normale, n'affectant ainsi pas la forme du complexe QRS. Dans la majorité des cas, les PAC surviennent chez des individus sains et normaux sans aucun signe de maladie cardiaque [35].



FIGURE 1.19 – Une contraction auriculaire prématurée est une contraction auriculaire qui apparaît tôt dans le temps avec une morphologie anormale de l'onde P [35].

1.5.8 Bloc auriculo-ventriculaire

Le bloc auriculo-ventriculaire (AV) peut être défini comme un retard ou une interruption de la transmission d'une impulsion des oreillettes aux ventricules provoquée par une altération anatomique ou fonctionnelle du système de conduction [28, 35]. Les anomalies de la conduction nodale AV peuvent être classées en trois types : premier, deuxième et troisième degré [28, 35]. Le bloc AV du premier degré prolonge simplement l'intervalle P-R au-dessus de 200 millisecondes (ms). Dans le

bloc AV du deuxième degré, certaines impulsions auriculaires ne parviennent pas à atteindre les ventricules. On distingue deux types de bloc AV [28, 35].

- Type 1 (phénomène de Wenckebach) qui se produit au niveau du nœud AV, entraînant un allongement progressif de l'intervalle PR jusqu'à ce qu'un complexe QRS ou une dépolarisation ventriculaire ne se produise pas.
- Type 2 qui se produit au niveau du faisceau de His et est défini comme la perte intermittente de la conduction AV sans allongement préalable de l'intervalle PR. Cette forme de bloc AV du second degré est moins courante et suggère une forme plus grave de trouble de la conduction AV dans lequel la progression vers un bloc cardiaque complet avec compromis hémodynamique est plus probable.

Dans le bloc cardiaque du troisième degré (complet), toutes les impulsions auriculaires ne parviennent pas aux ventricules dont le débit est inférieur à 40 bpm [28, 35].

1.5.9 Le bloc de branche

Un retard ou un blocage de la conduction dans la branche droite est appelé bloc de branche droit. Une impulsion normale est initiée dans le nœud SA et provoque la dépolarisation des oreillettes. L'impulsion traverse alors le nœud AV et atteint les branches. Si la branche droite est bloquée, l'impulsion descendra dans la branche gauche. L'activation initiale dans les ventricules reste la même que celle dans la dépolarisation normale (c'est-à-dire de gauche à droite). La dérivation V1 aura une onde R initiale inscrite à mesure que l'impulsion initiale se déplace vers cette électrode. Le ventricule gauche se dépolarise en premier et inscrit une onde S dans V1, les forces de dépolarisation s'éloignant maintenant de V1. Le ventricule droit se dépolarise ensuite. Au fur et à mesure que l'onde de dépolarisation se déplace vers V1, un R' est inscrit. Là encore, le motif opposé sera inscrit dans V6 (voir Figure 1.20) [28, 35].

1.5.9.1 Le bloc de branche droit

Un retard ou un blocage de la conduction dans la branche droite est appelé bloc de branche droit. Une impulsion normale est initiée dans le nœud SA et provoque la dépolarisation des oreillettes. L'impulsion traverse alors le nœud AV et atteint les branches. Si la branche droite est bloquée, l'impulsion descendra dans la branche gauche. L'activation initiale dans les ventricules reste la même que celle dans la dépolarisation normale (c'est-à-dire de gauche à droite). La dérivation V1 aura une onde R initiale inscrite à mesure que l'impulsion initiale se déplace vers cette

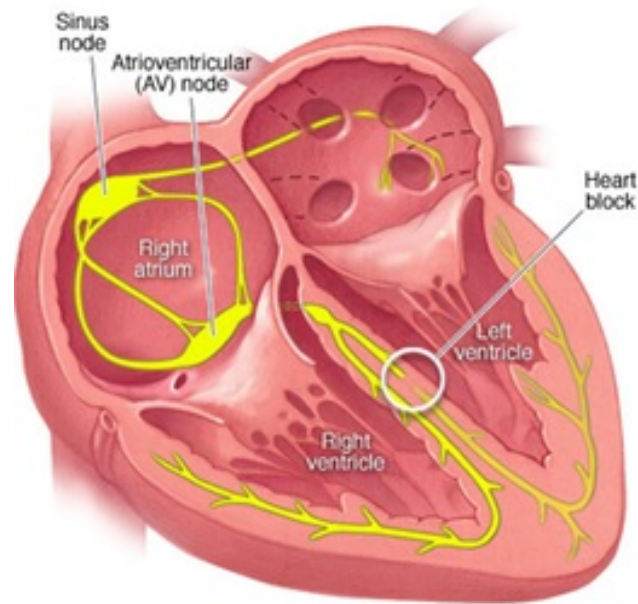


FIGURE 1.20 – Bloc de branche [34].

électrode. L'ECG enregistre une déflexion anormale terminale (appelée onde R) sur le ventricule droit en V1 et une déviation vers le bas (onde S) en V6 sur le côté opposé du cœur. L'apparition du complexe QRS dans V1 dans le bloc de branche droit (vers le haut R, vers le bas S, puis vers le haut R) est souvent décrite comme ayant l'apparence des « oreilles de lapin » [28, 35].

1.5.9.2 Le bloc de branche gauche

Le bloc de branche gauche produit des anomalies QRS encore plus importantes. Dans cette situation, la dépolarisation initiale normale du septum gauche ne se produit pas ; au contraire, le côté droit du septum ventriculaire est le premier à se dépolariser. Ainsi, les forces initiales de dépolarisation sont dirigées vers le ventricule gauche plutôt que vers la droite. Par conséquent, une déflexion initiale vers le bas est enregistrée dans V1 et la petite onde Q normale dans V6 est absente. Ce n'est qu'après la dépolarisation du ventricule droit que la propagation lente de la cellule à la cellule atteint les myocytes ventriculaires gauche. Ces forces lentement conduites inscrivent un complexe QRS élargi avec des déviations anormalement terminales vers le haut dans les dérivations recouvrant le ventricule gauche (par exemple, V5 et V6) [28, 35].

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement passé en revue l'anatomie du cœur ainsi que son système de conduction électrique, ensuite, nous avons abordé la méthode de détection du signal ECG, les distinctes sources de bruit contaminant l'ECG ainsi que les différentes arythmies.

ETAT DE L'ART POUR LA CLASSIFICATION DES SIGNAUX ECG

Sommaire

2.1 Introduction	30
2.2 Pré-traitement du signal ECG	31
2.3 Extraction des caractéristiques	36
2.4 Classification des signaux ECG	38
2.5 Conclusion	42

2.1 Introduction

Le processus d'identification et de classification des arythmies peut être très gênant pour un être humain car il est parfois nécessaire d'analyser chaque battement cardiaque des enregistrements ECG acquis pendant des heures voire des jours. De plus, il existe une possibilité d'erreur humaine lors de l'analyse des enregistrements ECG en raison de la fatigue. Une alternative consiste à utiliser des techniques de calcul pour la classification automatique. Un système de classification d'arythmie entièrement automatique basé sur des signaux acquis par un appareil

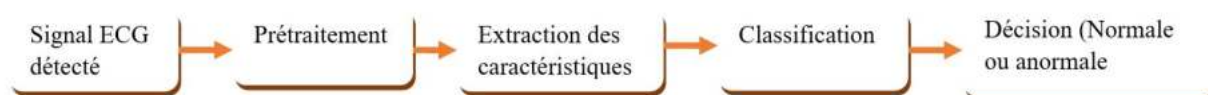


FIGURE 2.1 – Les différentes étapes de classification des signaux ECG.

ECG peut être divisé en trois étapes, ce système est présenté dans la Figure 2.1.

- Pré-traitement du signal ECG
- L'extraction des caractéristiques
- Classification des pathologies d'ECG

Dans chacune des trois étapes, une action est menée et l'objectif final est la discrimination et l'identification du type de battement de cœur.

2.2 Pré-traitement du signal ECG

En général, la présence de bruit altère le signal ECG et peut modifier ses caractéristiques, ce qui rend son analyse très difficile et l'extraction de caractéristiques et la classification moins précises. Cependant, une étape de pré-traitement est donc nécessaire. Le bruit est généralement représenté par une variable aléatoire qui décrit ses propriétés en fonction du temps. Il est donc plus courant d'évaluer sa probabilité de distribution, sa plage de variabilité ou ses caractéristiques de fréquence. Le signal et le bruit sont des termes relatifs : en général, le signal est la forme d'onde qui nous intéresse, tandis que le bruit est tout le reste. La quantité relative du signal et du bruit présents dans une forme d'onde est généralement quantifiée par le rapport signal/bruit (SNR). Comme son nom l'indique, il s'agit simplement du rapport signal/bruit. Le SNR est souvent exprimé en décibels (dB) où [36] :

$$SNR = 20 \log \frac{\sigma_{signal}}{\sigma_{noise}} \quad (2.1)$$

Pour convertir une échelle de dB en une échelle linéaire :

$$SNR_{linéaire} = 10^{\frac{dB}{20}} \quad (2.2)$$

2.2.1 Filtrage du signal ECG (état de l'art)

Un signal ECG contaminé par du bruit peut réduire la précision d'un système expert développé pour la détection et la classification des pathologies cardiaques. Subséquemment, pour un diagnostic correct, la suppression du bruit ou à la limite

sa réduction des signaux ECG devient une tâche impérative et essentielle avant l'analyse d'un tel signal. Dans ce contexte, plusieurs techniques ont été proposées pour faire face à ce problème :

En 2007, O. Sayadi et M.B. Shamsollahi [8] ont développé une stratégie basée sur la transformation en ondelettes bionique multiadaptive (MBWT) pour supprimer l'AWGN et le bruit BW. Cette stratégie est basée sur l'optimisation des paramètres des ondelettes bioniques pour trouver une nouvelle valeur du seuil. Par conséquent, cette technique fournit de bons résultats par rapport à la méthode traditionnelle basée sur la transformée en ondelettes.

En 2011, El-Dahshan [5] a développé une technique efficace pour le débruitage du signal électrocardiogramme (ECG) corrompus par des bruits non stationnaires en utilisant l'algorithme génétique (GA) associé à la transformée en ondelettes (WT). Cette méthode consiste à sélectionner les paramètres optimaux de débruitage des ondelettes dans le but de maximiser les performances de filtrage.

En 2012, Smital. L *et al.* [6] ont proposé une autre procédure en utilisant le filtrage adaptatif ondelettes-Wiener. Cette technique est caractérisée par l'application de la transformée en ondelettes stationnaire (SWT) dans le domaine de filtrage de Wiener afin d'éliminer le bruit d'EMG corrompant les signaux ECG.

En 2012, également, M. A. Kabir et C. Shahnaz [39] présenté une nouvelle approche de débruitage d'ECG basée sur un algorithme de réduction du bruit dans les domaines de décomposition en mode empirique (EMD) et de la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Les auteurs ont effectué un fenêtrage dans le domaine de l'EMD afin de réduire le bruit des IMF's initiaux au lieu de les éliminer complètement, ce qui permet de préserver le complexe QRS et de produire un signal ECG relativement plus propre. Le signal ainsi obtenu est transformé dans le domaine DWT, où un algorithme de réduction du bruit basé sur le seuillage doux adaptatif est utilisé en tenant compte des propriétés avantageuses du DWT par rapport à l'EMD pour préserver l'énergie en présence de bruit et pour reconstruire le signal ECG initial avec une meilleure résolution temporelle.

En 2013, Y. Yang et Y. Wei [10] ont suggéré une autre technique de filtrage, basée sur la moyenne d'interpolation aléatoire (RIA) utilisant plusieurs bases d'ondelettes, elle a été appliquée pour réduire, à partir des signaux ECG, trois types de bruit qui sont : l'AWGN, le MA et l'EM. Elle implique initialement l'interpolation de Lagrange du troisième ordre. Ensuite, le débruitage WT conventionnel est appliqué à chaque signal interpolé. Ensuite, chaque signal débruité est reconstruit par interpolation inverse. En conséquence, le signal débruité final est obtenu en faisant la moyenne des signaux reconstruits.

En 2013, S. Ari *et al.* [40], une technique de filtrage a été appliquée pour réduire les composantes de bruit indésirables dans le domaine temps-fréquence en utilisant la transformée de Stockwell (S-Transform).

En 2013, S. L. Joshi *et al.* [12] ont proposé une étude comparative entre différentes techniques de débruitage a été établie. Il compare les performances de la stratégie de débruitage basée sur la transformation en ondelettes (WT), la technique de débruitage multi-ondelettes basée sur des règles floues, le filtrage à réponse impulsionnelle finie (FIR) et la procédure basée sur la décomposition en mode empirique (EMD).

De plus en 2014, M. Talbi [7] a introduit une approche de réduction du bruit basée sur la transformée en ondelettes bioniques (BWT) a été concrétisée.

En 2014, M. A. Awal *et al.* [9] ont effectué une méthode fondée sur le filtre S-médian modifié et le seuillage doux a été utilisé pour minimiser, dans le même temps, la contamination causée par l'AWGN, le bruit de couleur, le BW le MA, le bruit de mouvement d'électrode (EM) et le bruit composite.

Également, en 2014, M. Almahamy et H.B. Riley [41] ont proposé une étude comparative entre le filtrage par transformée en ondelettes discrète (DWT), le filtrage adaptatif des moindres carrés moyens (LMS), le filtrage adaptatif des moindres carrés récursifs (RLS) et le filtrage Savitzky Golay.

Aussi, en 2018, Manas et Susmita [42] ont introduit une technique efficace de débruitage ECG utilisant la décomposition en mode empirique (EMD) et le filtre ASMF (Adaptive Switching Mean Filter). Les avantages des techniques EMD et ASMF sont exploités pour réduire les bruits dans les signaux ECG avec une distorsion minimale. Cette technique est basée sur un débruitage utilisant un seuillage doux par ondelettes appliqué aux trois IMF initiaux. Cette approche réduit efficacement les composantes du bruit dans les régions QRS et améliore les complexes QRS. Par la suite, une technique ASMF est utilisée pour diminuer l'effet des bruits dans la région basse fréquence des signaux ECG et améliore encore la qualité du signal. En raison du fonctionnement ASMF, les pics des signaux ECG sont légèrement atténués. Par conséquent, un processus de correction de pics R assisté par des informations de position de ces derniers est utilisé pour les restaurer.

De même, en 2018, Ahmad *et al.* [43] ont mené une étude portée sur l'utilisation de l'algorithme génétique (AG) avec la transformée en ondelettes (WT) pour le débruitage du signal ECG. Dans cette étude, les paramètres de la WT sont utilisés comme entrées pour l'AG afin de débruiter le signal d'entrée qui est corrompu par le bruit blanc gaussien. Le signal bruité est passé par un processus de décomposition pour extraire les coefficients d'approximation et de détail, puis les coefficients de

détails sont seuillés en utilisant une valeur de seuil afin d'éliminer le bruit, et enfin la reconstruction du signal en utilisant les coefficients d'approximation et de détails débruités.

En 2018, Bahaz et Benzid [45] ont mené une étude portée sur l'utilisation de la série de Fourier discrète bien connue (DFS) pour réduire la contribution des bruits de la dérive de la ligne de base (BW) et l'interférence de la ligne électrique (PLI) dans les enregistrements ECG.

En 2019, Dengyong *et al.* [44] ont proposé une méthode de suppression du bruit ECG utilisant l'énergie d'ondelettes et un filtre de lissage sous-bandes. Contrairement à la méthode traditionnelle de débruitage par seuil d'ondelettes, les coefficients d'ondelettes qui nécessitent une réduction de bruit de seuil sont sélectionnés en fonction de l'énergie d'ondelettes et les autres coefficients d'ondelettes restent inchangés. De plus, le filtre adopté pour de lissage sous-bandes débruite d'avantage le signal ECG et améliore la qualité du signal ECG.

Finalement, en 2020, A. K. Dwivedi *et al.* [106] ont proposé une nouvelle méthode pour l'élimination de l'interférence de la ligne de base du signal ECG en combinant la transformée en ondelettes stationnaire avec la décomposition en mode empirique (EMD-SWT) et la décomposition en mode empirique d'ensemble (EEMD-SWT) est proposée. SWT est appliqué après la décomposition des signaux ECG en diverses fonctions de mode intrinsèque (IMF) pour une élimination supplémentaire du bruit.

2.2.2 Détection du complexe QRS (état de l'art)

L'élément de base et essentiel pour l'extraction des caractéristiques est la détection du complexe QRS, c'est-à-dire l'emplacement du pic R pour chaque battement. Une fois le pic R déterminé, tous les autres points caractéristiques de la forme d'onde sont déterminés par rapport au pic R. De ce fait, la détection précise du complexe QRS de l'ECG est une tâche importante dans l'analyse du signal ECG. L'un des algorithmes les plus fondamentaux pour la détection des battements ECG, développé en 1985, est l'algorithme Pan-Tompkins [47]. Il a été reporté dans ce travail que la densité spectrale de puissance du complexe QRS est contenue dans la bande de fréquences de 5 à 15 Hz. Par conséquent, la méthode a utilisé des filtres passe-bas et passe-haut en cascade pour sélectionner cette bande de fréquences, suivis d'une différenciation du signal et d'une opération non linéaire équivalente au signal résultant et enfin d'un filtre à moyenne mobile. De plus, cette approche établit deux seuils : un pour l'estimation du niveau de bruit et un autre pour l'estimation du niveau QRS. La caractéristique la plus importante de cet algorithme est la propriété de recherche qui définit un intervalle de temps, basé sur les intervalles R-R précédents, si aucun

battement cardiaque n'a été détecté dans cet intervalle (par exemple parce qu'il a une amplitude inférieure au seuil). Il sera susceptible d'être considéré comme un battement de cœur. Cependant, cet algorithme n'est pas adapté aux applications portables car il n'est pas adapté au traitement du bruit des artefacts de mouvement.

En 1995, Poli *et al.* [48] ont proposé trois architectures différentes pour la détection du complexe QRS. Ils ont utilisé des filtres linéaires et non linéaires pour améliorer le complexe QRS et une étape de décision. Les coefficients des filtres et les paramètres de l'étape de décision ont été optimisés par l'algorithme génétique.

En 2006, M. Visinescu *et al.* [11], ont présenté une nouvelle méthode de détection basée sur un préfiltre en ondelettes et une technique de seuillage adaptatif. L'algorithme utilise un filtre d'ondelettes bi-orthogonal pour effectuer le débruitage du signal. Les complexes QRS sont identifiés en calculant la première dérivée du signal et en appliquant un ensemble de seuils adaptatifs qui ne sont pas limités dans une plage étroite. Les complexes QRS sont identifiés dans plusieurs canaux ECG avec une configuration à 5 dérivations. L'algorithme proposé est capable de détecter les complexes QRS et atteignant des valeurs élevées de sensibilité et de positivité, en plus de la possibilité de mise en œuvre en temps réel.

En 2008, N. M. Arzeno *et al.* [49] ont analysé la base théorique de l'algorithme basé sur la transformation de Hilbert et ils ont évalué ses avantages par rapport à un algorithme de détection qui utilise une étape de différenciation supplémentaire comme filtre impair. Ensuite, ils ont introduit un seuil adaptatif à l'algorithme de Hamilton Tompkins similaire à celui utilisé pour l'algorithme basé sur la transformée de Hilbert pour éliminer la nécessité d'une intervention humaine pour la détermination du seuil spécifique au patient. Le but ultime de cette étude était de déterminer l'algorithme idéal pour distinguer les différentes classes d'anomalies ECG en comparant quantitativement les différentes méthodes de détection QRS et en délimitant leurs échecs.

En 2012, D. Sadhukhana *et al.* [50] ont développé une technique pour détecter automatiquement les pics R à partir des données ECG numériques. Cette méthode est constitué de trois étapes :

- Disposition et seuillage des données ECG pour identifier les complexes QRS.
- Comparaison de l'amplitude des complexes QRS relatifs pour identifier les pics R.
- Traitement de l'intervalle RR pour une détection précise des pics.

En 2014, Z. Zidelmal *et al.* [13] ont présenté une nouvelle méthode de détection QRS. Cette technique est basé sur la S-Transform, une nouvelle représentation

temps-fréquence. La S-Transform fournit une résolution dépendante de la fréquence tout en maintenant une relation directe avec le spectre de Fourier.

En 2014, A.K. Dohare *et al.* [51] ont proposé une technique de détection du complexe QRS dans les signaux ECG. Premièrement, les données sont prétraitées en utilisant deux filtres médians pour éliminer la ligne de base. La deuxième étape renforce les pics des composantes de l'onde ECG en utilisant la sixième puissance du signal. L'étape suivante est l'identification du complexe QRS en prenant une fenêtre de taille variable.

Egalement, en 2014, F. Bouaziz *et al.* [52] ont proposé un nouvel algorithme pour la détection du complexe QRS basé sur la transformée en ondelettes discrète (DWT). A cet effet, l'investigation et l'identification des bandes de fréquences correspondantes au bruit basse et haute fréquence présentés dans les données ECG sont effectuées. Ensuite, une combinaison des coefficients de détail d4 et d5 sont utilisées en considérant la proportion de leurs bandes de fréquences par rapport à la gamme de fréquences du complexe QRS. De plus, une fenêtre mobile de largeur fixe (160 ms) est utilisée pour l'identification des emplacements des pics R.

En 2018, Y. Xiang *et al.* [53] ont proposé une méthode qui comprend trois étapes, y compris le prétraitement du signal, l'extraction de caractéristiques et la décision de localisation complexe QRS. Tout d'abord, l'opération de différence et l'opération de calcul de la moyenne sont utilisées pour traiter les signaux ECG. Les sorties de cette étape sont envoyées au CNN 1-D à deux niveaux pour l'extraction des caractéristiques. Le CNN à deux niveaux est appliqué pour extraire les différentes caractéristiques morphologiques du signal ECG. Toutes les caractéristiques extraites sont introduites dans l'MLP pour estimer les positions des complexes QRS.

En 2019, A. Kumar *et al.* [54] ont développé une technique de détection basée sur un filtrage utilisant la FFT et un algorithme de détection adaptative des pics R sélectionnés tout en respectant le compromis entre la complexité algorithmique, la robustesse et les performances de détection. Initialement, pour réduire le bruit, le signal ECG est isolé des autres signaux à l'aide d'un filtre passe-bande implémenté à l'aide de la FFT. Puis Les pics R sont identifiés en implémentant un algorithme adaptatif de détection de pic. Utilisant une durée de temps fixe modélisée à partir d'un seul cycle ECG idéal, les fausses détections de pic R sont identifiés.

2.3 Extraction des caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est très importante dans les systèmes de classification, c'est pourquoi la sélection des caractéristiques peut influencer les perfor-

mances de ces systèmes. Dans ce contexte, on se rend compte que plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques ont été mises en œuvre par les chercheurs. Compte tenu du fait que les médecins spécialistes utilisent des règles basées sur les caractéristiques du signal ECG telles que les amplitudes, les pentes, les distances, la morphologie, certains cas travaillent avec des paramètres calculés pour effectuer des tâches de caractérisation ou de diagnostic automatisées.

En 2002, U. Kunzmann et al. [55] ont utilisé les caractéristiques : Le début et la fin des ondes P et T, et le complexe QRS. Le principal objectif du travail proposé par les auteurs était de réaliser l'extraction en temps réel et de fournir des informations au spécialiste pour une analyse plus approfondie.

La caractéristique la plus courante que l'on trouve dans la littérature pour la classification des signaux ECG est le calcul de l'intervalle des battements du cœur, c'est-à-dire l'intervalle RR. L'intervalle RR est le temps entre deux pics du battement cardiaque consécutifs et un autre pic R. Sauf pour les patients qui utilisent des stimulateurs cardiaques, les variations vues de la largeur de l'intervalle RR sont corrélées avec les variations de la morphologie de la courbe du signal ECG, généralement causées par des arythmies [56]. Les caractéristiques de l'intervalle RR révèlent de grandes capacités de discrimination pour les classes de battements cardiaques et ont été utilisées dans plusieurs travaux notamment dans le travail présenté dans [16].

En 2004, Chazal et al. [16], ont utilisé quatre caractéristiques qui sont l'intervalle RR entre le battement cardiaque actuel et celui qui le précède (RR-prédécesseur), l'intervalle RR entre le battement cardiaque actuel et celui qui le suit (RR-postérieur), la moyenne de tous les intervalles RR contenant dans un enregistrement complet (par exemple, 30 min) et également la moyenne de dix intervalles RR autour du battement cardiaque actuel.

En 2005, I. Güler et E. D. Übeyli [17] ont également utilisé la transformée en ondelettes pour décomposer le signal ECG (environ 700 ms autour du pic R) en 256 coefficients des quatre premiers niveaux combinant 247 à partir de détails et 18 à partir de sous-bandes d'approximation. Afin de réduire la dimensionnalité du vecteur de caractéristiques, les auteurs ont utilisé des mesures statistiques simples : la puissance moyenne, la moyenne et l'écart type des coefficients dans chaque sous-bande d'ondelettes, ainsi que le rapport des valeurs moyennes absolues des sous-bandes. Les auteurs ont indiqué que le choix de la fonction d'ondelette mère utilisée dans le processus d'extraction de caractéristiques est critique pour l'efficacité finale de la classification.

En 2007, S. N. Yu et Y. H. Chen [18] ont utilisé la DWT à deux niveaux de

décomposition pour décomposer les signaux ECG en composantes dans différentes sous-bandes, puis ont sélectionné trois ensembles de caractéristiques statistiques des signaux décomposés, la puissance du courant alternatif (CA) et l'intervalle RR instantané des signaux d'origine comme caractéristiques.

En 2008, S. Yu et K. Chou [57], ont utilisé l'analyse des composants indépendants (ICA) pour extraire 100 coefficients d'un battement cardiaque composé de 200 échantillons centrés sur le pic R. Les coefficients d'ICA sont calculés à l'aide de l'algorithme Fast-ICA, proposé dans [58], et seuls les 33 premiers coefficients sont utilisés ainsi que l'intervalle RR (RR-prédécesseur) sont utilisées comme caractéristiques.

La méthode la plus simple d'extraction de caractéristiques consiste à l'extraction des points échantillonnés à une certaine fréquence à partir d'une courbe de signal ECG [19]. Cependant, une telle méthode présente deux inconvénients :

- la quantité de caractéristiques extraites est si énorme que l'efficacité des classificateurs sera affectée.
- les caractéristiques extraites ne peuvent pas, généralement, refléter les caractères intrinsèques des signaux.

Cependant, en 2010, C. Ye et al. [20] ont utilisé une combinaison de caractéristiques morphologiques et dynamiques pour la classification des arythmies. La transformation en ondelettes (WT) et l'analyse des composants indépendants (ICA) sont appliquées séparément à chaque battement cardiaque pour extraire les coefficients correspondants, qui sont classés comme caractéristiques morphologiques. De plus, des informations d'intervalle RR sont également obtenues caractérisant le rythme autour du battement cardiaque correspondant, fournissant des caractéristiques dynamiques.

De même, en 2017, Q. Qin et al. [21], ont proposé une nouvelle méthode pour l'extraction des caractéristiques ECG basée sur l'analyse des ondelettes multi-résolution, dans laquelle un certain nombre de composants inutiles ont été éliminés. Afin de choisir la fonction du rythme cardiaque pour la classification ECG.

2.4 Classification des signaux ECG

Les bio-signaux sont des signaux fondamentalement non stationnaires. Ils peuvent contenir des indicateurs de la maladie actuelle, ou même des avertissements de maladie imminente. Les indicateurs peuvent être présents à tout moment ou peuvent apparaître de manière aléatoire dans l'échelle de temps. Cependant, enquêter sur les anomalies dans de grands ensembles de données collectés sur plusieurs heures est laborieux et prend du temps. Par conséquent, des outils analytiques informatisés

pour l'étude approfondie et la classification des données sur des intervalles de temps peuvent être très utiles pour le diagnostic [61].

L'électrocardiogramme (ECG) appartient à la catégorie ci-dessus des signaux biologiques. Il a une périodicité apparente (environ 60-80 bpm chez un adulte en bonne santé), mais n'est pas exactement périodique. La fréquence cardiaque d'un individu en bonne santé n'est pas constante même dans des conditions calmes ; il continue de changer tout au long de la journée, ce qui peut être directement surveillé à partir de l'ECG. Les maladies qui affectent la fréquence cardiaque, par conséquent, la variabilité de la fréquence cardiaque contiendrait des informations importantes sur la robustesse de la santé, le type de maladie ... etc. Ainsi, La classification basée sur la distribution et la structure de ce paramètre peut fournir des informations utiles sur le type et l'intensité de l'erreur. Les enregistrements ECG sont composés de milliers de battements cardiaques et il est extrêmement difficile pour les experts médicaux de suivre tous les signaux pour d'éventuelles maladies. Dans ce contexte, un système de surveillance automatique capable de suivre et d'étudier très rapidement tous ces battements cardiaques est recommandé. L'analyse discriminante linéaire, les machines vectorielles de support et les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des exemples de méthodes pour étudier et classer les maladies cardiaques qui ont été proposées dans la littérature.

2.4.1 Analyse discriminante linéaire (LDA)

L'analyse discriminante linéaire est utilisée comme un outil de classification, de réduction de dimension et de visualisation des données. Malgré sa simplicité, LDA produit souvent des résultats de classification robustes, décents et interprétables. Lorsqu'il s'agit de résoudre des problèmes de classification dans le monde réel, la LDA est souvent la première méthode d'analyse comparative avant d'utiliser d'autres méthodes plus compliquées et flexibles.

Donc, en 2009, Y. C. Yeh et al. [62] ont proposé Méthode d'analyse discriminante linéaire (LDA) pour analyser les signaux ECG pour diagnostiquer efficacement les arythmies cardiaques. La méthode proposée peut classer et différencier avec précision les battements cardiaques normaux et anormaux. Les battements cardiaques anormaux comprennent le bloc de branche gauche (LBBB), le bloc de branche droit (RBBB), les contractions ventriculaires prématurées (PVC) et les contractions auriculaires prématurées (APC).

Puis, en 2012, K. Manpreet et A. S. Arora [63] ont utilisé L'analyse discriminante linéaire (LDA) pour la classification des signaux ECG pour distinguer cinq type de pathologies .

Ensuite, en 2013, Wang et al. [64] ont présenté un classificateur des arythmies du signal électrocardiogramme utilisant l'analyse en composantes principales (PCA : Principal Component Analysis) et l'analyse discriminante linéaire (LDA : Linear Discriminant analysis) pour l'extraction et la réduction des caractéristiques, et un réseau neuronal probabiliste (PNN) a été utilisé pour distinguer huit différents types d'arythmie des battements ECG.

2.4.2 Machine à support de vecteurs (SVM : support vector machine)

Une machine à vecteurs de support (SVM) est un classificateur discriminant formellement défini par un hyperplan séparateur. En d'autres termes, étant donné les données d'apprentissage étiquetées (apprentissage supervisé), l'algorithme produit un hyperplan optimal qui catégorise les nouveaux exemples. Dans un espace à deux dimensions.

En 2011, A. Daamouche et al. [65] ont introduit une approche pour optimiser la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour la classification ECG. La technique d'optimisation des essaims de particules (PSO) et la machine à vecteurs de support (SVM) ont été utilisées pour la classification. En plus des caractéristiques des ondelettes, certaines caractéristiques temporelles ont également été incluses dans l'ensemble de caractéristiques, ce qui signifie que le classificateur n'est pas entièrement dépendant des caractéristiques optimisées des ondelettes.

En 2012, N. Alajlan et al. [66] ont utilisé la machine à vecteurs de support et le processus gaussien, pour détecter le PVC.

En 2016, Shadmand et al. [67] ont suggéré une approche pour la classification des arythmies cardiaques basée sur la décomposition en mode empirique (EEMD : Ensemble Empirical Mode Decomposition) qui a été utilisée pour l'extraction des caractéristiques associée aux machines à support de vecteurs (SVM : Support vector machine) utilisées pour la classification.

En 2018, R. Varatharajan et al. [68] ont utilisé les SVM avec une méthode de fonction de noyau pondérée pour classer plus de caractéristiques du signal ECG d'entrée. Le modèle SVM avec une méthode de fonction de noyau pondérée identifie de manière significative l'onde Q, l'onde R et l'onde S dans le signal ECG d'entrée pour classer, ainsi, le type d'anomalie contenue dans un battement cardiaque tels que : Le bloc de branche gauche (LBBB), le bloc de branche droit (RBBB), la contraction ventriculaire prématuré (PVC) et la contraction auriculaire prématurée (PAC).

2.4.3 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont l'un des principaux outils utilisés dans l'apprentissage automatique. Ce sont des systèmes inspirés du cerveau et qui sont destinés à reproduire la façon dont nous les humains, apprenons. Les réseaux de neurones se composent de couches d'entrée et de sortie, ainsi que (dans la plupart des cas) d'une couche cachée composée d'unités qui transforment l'entrée en quelque chose que la couche de sortie peut utiliser. Ce sont d'excellents outils pour trouver des modèles qui sont beaucoup trop complexes ou trop nombreux pour qu'un programmeur humain puisse les extraire et apprendre à la machine à reconnaître.

En 2006, Y. Chen et S. Yu [69] ont présenté une technique basée sur la transformation en ondelettes et le réseau neuronal probabiliste pour discriminer six types de battements ECG.

En 2010, M. Korürek et B. Dogan [70] ont présenté une méthode de classification des battements d'électrocardiogramme (ECG) basée sur l'optimisation de l'essaim de particules (PSO) et le réseau de neurones à fonction de base radiale (RBFNN). Six types de battements peuvent être classés à savoir : le battement normal, la contraction ventriculaire prématurée (PVC), la fusion du battement ventriculaire et normal (F), le battement prématuré auriculaire (A), le battement de bloc de branche droit (R) et la fusion des battements stimulés et normaux (f). Quatre caractéristiques morphologiques sont extraites de chaque battement après le prétraitement des enregistrements sélectionnés. Pour l'étape de classification des caractéristiques extraites, une structure RBFNN qui est évoluée par optimisation de l'essaim de particules est utilisée.

En 2015, B. Paul et al. [71] ont utilisé une nouvelle méthode basée sur la transformée en ondelettes continue (CWT) et optimisée en utilisant l'algorithme génétique (GA) pour la classification. La classification a été effectuée avec des caractéristiques générées à l'aide de l'ondelette optimisée et du PNN.

Faziludeen et al. [72] ont utilisé le classificateur baptisé (KNN : K- Nearest Neighbor) pour la classification des arythmies cardiaques, où les intervalles RR du signal ECG ont été pris comme caractéristique pour la détection de pathologie. Afin de traiter le problème de la classification des signaux ECG, l'optimisation par essais particuliers et le réseau de neurones ont été combinées.

En 2019, H. Alquran et al. [73] ont proposé une méthode efficace de classification des arythmies à cinq ECG en utilisant des réseaux de neurones convolutifs pré-entraînés bidimensionnels avec un bispectre ECG et des cumulants de troisième ordre.

2.4.4 L'apprentissage profond (Deep learning)

L'apprentissage profond est une fonction d'intelligence artificielle (IA) qui imite le fonctionnement du cerveau humain dans le traitement des données et la création de modèles à utiliser dans la prise de décision. L'apprentissage profond est un sous-ensemble de l'apprentissage automatique dans l'intelligence artificielle qui dispose de réseaux capables d'apprendre sans surveillance à partir de données non structurées ou non étiquetées. Également appelé apprentissage neuronal profond ou réseau neuronal profond.

En 2018, J. Li et al. [74] ont utilisé le Réseau de neurones convolutif (CNN : Convolutional Neural Network) 2D pour détecter les arythmies. Un vecteur de fusion d'informations de battements cardiaques est transformé en image binaire. Cette image capturera la morphologie d'un seul battement cardiaque ainsi que la relation temporelle entre les battements adjacents et seront utilisées comme entrée 2D à un CNN. Pour accélérer la vitesse de convergence de l'apprentissage, une méthode de taux d'apprentissage par dimension pour la descente de gradient appelée ADADELTA est incorporée dans le CNN. En outre, les CNN ont également été utilisés pour la classification ECG. Par exemple, En 2016, Kiranyaz et al. [75] ont proposé un CNN unidimensionnel (1D) pour la classification ECG en temps réel spécifique au patient.

En 2018, X. Zhai et T. CHUNG [76] ont proposé un classificateur basé sur le réseau de neurones convolutifs (CNN). Le signal ECG à canal unique a été segmenté en battements cardiaques en fonction de l'évolution de la fréquence cardiaque. Les battements ont été transformés en matrice de couplage à double battement en tant qu'entrées 2D du classificateur CNN, qui capturerait à la fois la morphologie des battements et la corrélation battement à battement dans l'ECG. Une procédure systématique de sélection des battements d'entraînement a également été proposée, qui incluant automatiquement les battements les plus représentatifs dans l'ensemble d'entraînement pour améliorer les performances de classification.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé les différentes principales étapes constituant un système de classification des pathologies cardiaques ainsi que les approches les plus utilisées dans chaque étape. Ces étapes sont à savoir : Le débruitage, la détection du complexe QRS, l'extraction des caractéristiques et la classification). Cet état de l'art nous met en position pour détailler le chapitre 3 dédié à la méthode proposée pour le débruitage des signaux ECG.

CONTRIBUTION POUR LE DÉBRUITAGE DES SIGNAUX CARDIAQUES

Sommaire

3.1 Introduction	43
3.2 Prétraitement pour améliorer la qualité des signaux ECG	44
3.3 Contribution	44
3.4 Débruitage du signal ECG par un algorithme à plusieurs étages	46
3.5 Résultats de la simulation	56
3.6 Etude comparative	62
3.7 Conclusion	65

3.1 Introduction

La principale étape de l'opération de prétraitement des données est le débruitage. Le signal ECG est souvent contaminé par des perturbations relativement fortes, qui peuvent changer la forme du signal ECG ou qui peuvent se manifester avec des morphologies similaires à celles de l'ECG lui-même. Il devient difficile pour le spécialiste de diagnostiquer des maladies si des artefacts sont présents dans le signal.

De même, les perturbations peuvent réduire les performances des algorithmes de segmentation des ondes ou d'estimation de caractéristiques. Par conséquent, filtrer le signal de l'électrocardiogramme (ECG) est une étape très importante dans le processus de diagnostic des maladies cardiovasculaires.

3.2 Prétraitement pour améliorer la qualité des signaux ECG

L'étape de prétraitement est une partie cruciale de tout système de reconnaissance des formes. Cela a été illustré par le grand nombre d'œuvres produites dans ce contexte. De notre côté, nous avons mis en place un outil de débruitage multi-étages. Ainsi, notre contribution a été le développement d'un algorithme de débruitage efficace basé sur la transformée en ondelettes, le filtre Wiener adaptatif, la transformée de Fourier rapide (FFT), le filtre Savitzky-Golay (SG) et la récupération des pics R autour des zones environnantes.

3.3 Contribution

Le signal d'électrocardiogramme (ECG), qui est considéré comme l'activité électrique du cœur, est généralement utilisé pour identifier et/ou prévenir d'éventuelles pathologies cardiaques. Cependant, l'ECG est souvent submergé par plusieurs types de bruits tels que : Le bruit gaussien blanc additif (AWGN), la ligne de base (BW), l'artefact musculaire (MA), l'artefact de mouvement ... etc [9]. Par conséquent, un ECG enregistré pollué par du bruit peut biaiser en analysant un tel signal, de manière drastique, la décision prise par un système expert intelligent automatique et / ou un médecin humain. Ainsi, pour un diagnostic précis, une suppression du bruit, des signaux ECG, devient une tâche impérative et incontournable. Dans ce contexte, la méthode proposée tente de réduire la contamination des signaux ECG par l'AWGN, le MA, l'EM, le BW et les bruits composites. En conséquence, dans un premier temps, la procédure proposée estime l'écart type de bruit (STD) [77] et réduit le BW en utilisant une transformée en ondelettes discrète décomposée jusqu'au huitième niveau (base de données MIT-BIH) ou au dixième niveau (base de données PTB) [78, 79]. Dans la deuxième étape, sur la base de la variance de bruit estimée, une première étape de réduction du bruit est effectuée par l'utilisation d'un filtre de Wiener 1-D adaptatif. Par la suite, à l'étape suivante, la transformation de Fourier rapide (FFT) est effectuée sur le signal résultant de l'application du filtre de Wiener. Il est intéressant de noter que la FFT a été appliquée comme un filtre passe-bas, pour éliminer les fréquences au-dessus d'une fréquence de coupure considérée f_c . Ensuite, le filtre de lissage Savitzky Golay (SG) est utilisé pour réduire

plus le bruit restant. Enfin, la récupération des pics R (réduits par l'étape de filtrage SG) et des zones environnantes est assurée à l'aide d'un différenciateur [80, 81].

3.3.1 Base de donnée ECG

Toutes les expériences réalisées dans cette thèse ont été menées dans plusieurs bases de données publiques disponibles sur Physionet. Notamment, la base de données d'arythmie du MIT/BIH [14] et la base de donnée ECG de diagnostic PTB [15] ont été utilisées dans notre travail pour démontrer l'efficacité de notre méthode suggérée.

3.3.1.1 Base de donnée d'arythmie du MIT-BIH

Cette base de données contient 48 enregistrements, chacun contenant des signaux ECG à deux canaux pour une durée de 30 minutes sélectionnés parmi des enregistrements de 24 heures de 47 personnes. Les sujets ont été prélevés parmi 25 hommes âgés de 32 à 89 ans et 22 femmes âgées de 23 à 89 ans et les enregistrements 201 et 202 provenaient du même sujet masculin. Chaque enregistrement comprend deux canaux (DII, V5). Chaque enregistrement est échantillonné à une fréquence de 360 Hz avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Vingt-trois des enregistrements (numérotés dans la plage de 100 à 124) sont destinés à servir d'échantillon représentatif des enregistrements cliniques de routine et 25 enregistrements (numérotés dans la plage de 200 à 234) contiennent une variété de cas pathologiques. La base de données contient des annotations pour les informations de chronométrage et les informations de classe de battements vérifiées par des experts indépendants, il existe trois fichiers différents avec les extensions suivantes :

- Les fichiers .dat qui comprend les données digitalisées du signal ECG, deux différents signaux correspondant aux deux dérivations (MLII et V5)
- Les fichiers .hea qui comporte les paramètres d'interprétation du fichier de données correspondant tels que : la fréquence d'échantillonnage, gain d'amplification, dérivations utilisées, nombre d'échantillons, pathologie,...,etc
- Les fichiers .atr qui comporte les emplacements des pics R du signal ECG qui ont été marqués manuellement par nombreux cardiologues.

Les différents codes et leurs descriptions des annotations de la base de données MIT-BIH PhysioBank sont présenté dans le Tableau 3.1 :

TABLE 3.1 – Annotations de la base de données MIT-BIH PhysioBank.

Code	Description
N	Battement Normal
L	Battement de bloc de branche gauche
R	Battement de bloc de branche droit
B	Battement de bloc de branchement (non spécifié)
A	Battement prématuré auriculaire (Atrial premature beat)
a	Battement prématuré auriculaire aberré
J	Battement prématuré nodal (jonctionnel)
S	Battement prématuré ou ectopique supraventriculaire
V	Contraction ventriculaire prématurée
r	R-on-T contraction ventriculaire prématurée
F	Fusion du battement ventriculaire et normal
e	Battement d'échappement atriale
j	Battement d'échappement nodal (jonctionnel)
n	Battement d'échappement supraventriculaire
E	Battement d'échappement ventriculaire
f	Fusion du battement rythmé et normal
Q	Battement inclassable

3.3.1.2 Base de donnée ECG de diagnostic PTB

Cette base de données contient 549 enregistrements de 290 sujets (âgés de 17 à 87 ans, moyenne 57,2; 209 hommes, âge moyen 55,5 ans et 81 femmes, âge moyen 61,6 ans). Chaque enregistrement comprend 15 signaux mesurés simultanément : les 12 dérivations conventionnelles (i, ii, iii, avr, avl, avf, v1, v2, v3, v4, v5, v6) avec les 3 dérivations de Frank (vx, vy, vz). Chaque signal est échantillonné à une fréquence de 1000 Hz, avec une résolution de 16 bits sur une plage de $\pm 16,384$ mV.

3.4 Débruitage du signal ECG par un algorithme à plusieurs étages

Le schéma principale de la méthode proposée est présenté dans la Figure 3.1. Il peut être divisé en différentes parties essentielles qui sont :

- L'estimation de l'écart type du bruit (STD) (en utilisant l'algorithme de DONOHO) [77] dans le domaine des ondelettes (DWT) et la réduction du BW en mettant CA8 à 0 (base de données MIT-BIH) ou CA10 à 0 (base de données PTB) et en appliquant le DWT inverse. [78, 79]
- L'utilisation de la variance estimée (qui est la valeur carrée de la STD) dans le processus de filtrage de Wiener.

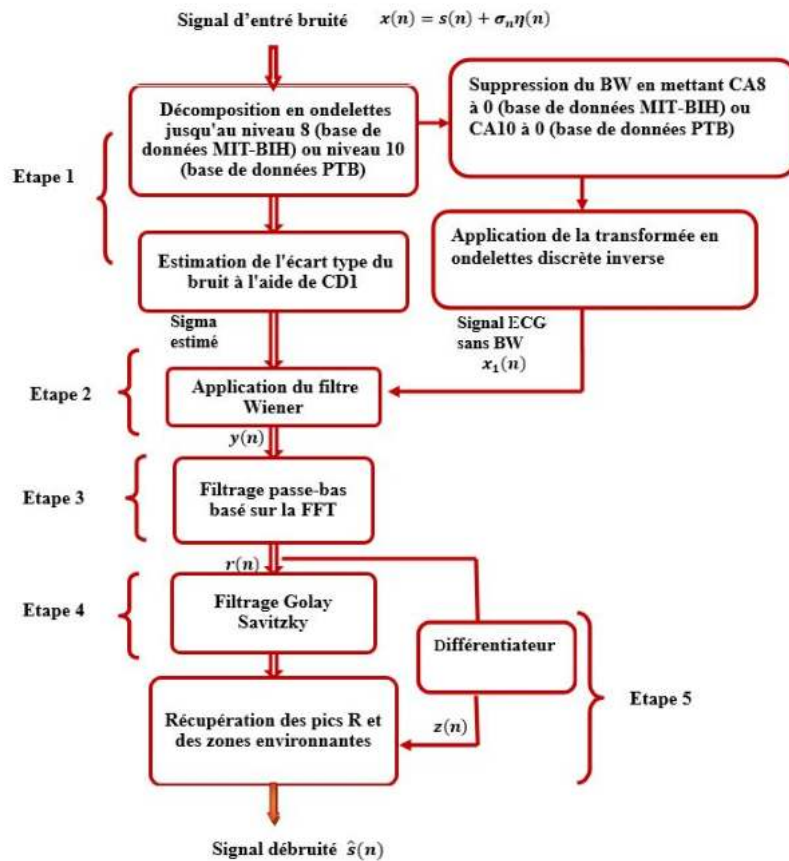


FIGURE 3.1 – Le schéma principal de la méthode proposée.

- L'application de la FFT comme filtre passe bas (LP).
- L'application du filtre SG [82].
- Récupération des pics R et des zones environnantes.

3.4.1 Estimation de l'écart-type de bruit et élimination de la dérive de la ligne de base à l'aide de la transformée en ondelettes

3.4.1.1 La transformé en ondelettes

La transformée en ondelettes est une méthode de conversion d'un signal sous une autre forme facilitant l'étude de certaines caractéristiques du signal d'origine ou permet une description plus succincte de l'ensemble de données d'origine [83]. L'analyse d'ondelettes fournit des informations localisées en fréquence et en temps, ce qui la rend parfaitement adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires et dans ce contexte, aux applications d'analyse de signaux telles que le débruitage du signal, la compression de données et l'extraction de caractéristiques. La transformée en ondelettes est classée comme suit :

- Transformée en ondelettes continue (CWT)
- Transformée en ondelettes discrète (DWT)

3.4.1.2 Transformée en ondelettes continue (CWT)

Definition 3.4.1

Si $\psi \in L^2(\mathbb{R})$ satisfait à la condition de recevabilité $\int_{\mathbb{R}} \psi(t)dt = 0$ La transformée en ondelettes continue (CWT) du signal $x(t)$ est définie par [84] :

$$WT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right)dt \quad (3.1)$$

où $\psi(t)$ est une fonction continue appelée ondelette mère et l'étoile représente l'opération du conjugué complexe. $a, b \in \mathbb{R}$; $a(a > 0)$ et b sont respectivement les paramètres d'échelle (de dilatation) et de translation.

En base d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$, le paramètre d'échelle a joue le rôle d'étirement ou de compression de l'ondelette mère; le paramètre de position b spécifie la position temporelle analysée ou le centre du domaine temporel de la mesure $x(t)$. En considérant le paramètre d'échelle a seul, $\psi(t)$ devient $\psi(t/a)$. Lorsque $a > 1$, si a augmente, la largeur du domaine temporel de $\psi(t/a)$ sera plus large que celle de $\psi(t)$; inversement, lorsque $a < 1$ diminue, la largeur du domaine temporel de $\psi(t/a)$ sera plus étroite. Par conséquent, le centre du domaine temporel et la largeur des ondelettes pourraient être déterminés par a et b , comme illustré sur la Figure 3.2 La CWT tel que défini dans l'équation 3.1 peut être interprété comme une forme d'analyse du signal $x(t)$ qui utilise un ensemble d'ondelettes mères avec des largeurs d'analyse variables pour changer la résolution de l'analyse en fonction des besoins des différentes gammes de fréquences.

3.4.1.3 Transformé en ondelette discrète (DWT)

La transformation en ondelettes discrète (DWT) est une implémentation de la transformée en ondelettes utilisant un ensemble discret d'échelles d'ondelettes et de translations obéissant à des règles définies [83, 84]. En d'autres termes, cette transformation décompose le signal en un ensemble d'ondelettes mutuellement orthogonales. DWT peut être effectué en termes de filtres passe-haut et passe-bas. La sortie du filtre passe-bas donne les coefficients d'approximation et la sortie du filtre passe-haut donne les coefficients de détails. Le DWT décompose le signal en informations approximatives et détaillées, comme le montre la Figure 3.3 Ainsi, elle aide à analyser le signal à différentes bandes de fréquences avec différentes

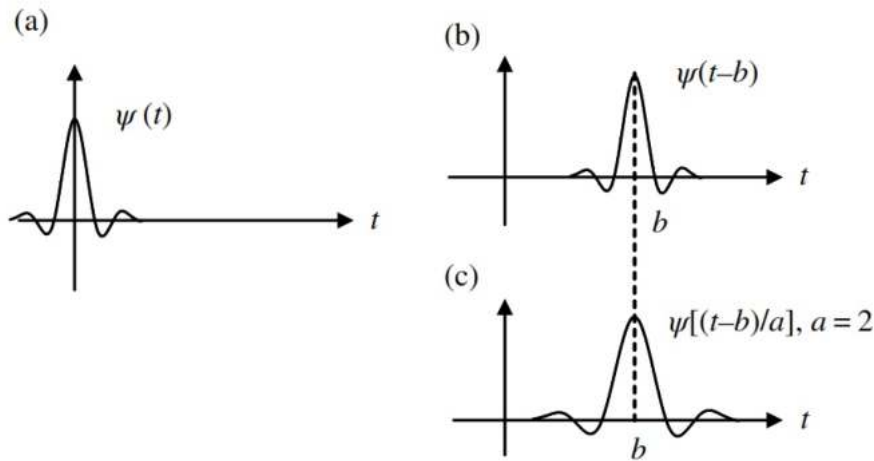


FIGURE 3.2 – Les versions étirées ou compressées de l’ondelette mère et la variation des largeurs d’ondelettes correspondant à différents paramètres a et b : (a) l’ondelette mère, (b) lorsque $b > 0$ $a = 1$, (c) quand $a = 2$, tandis que b est inchangé [84].

résolutions. La transformation en ondelettes discrète (DWT) est évaluée en faisant

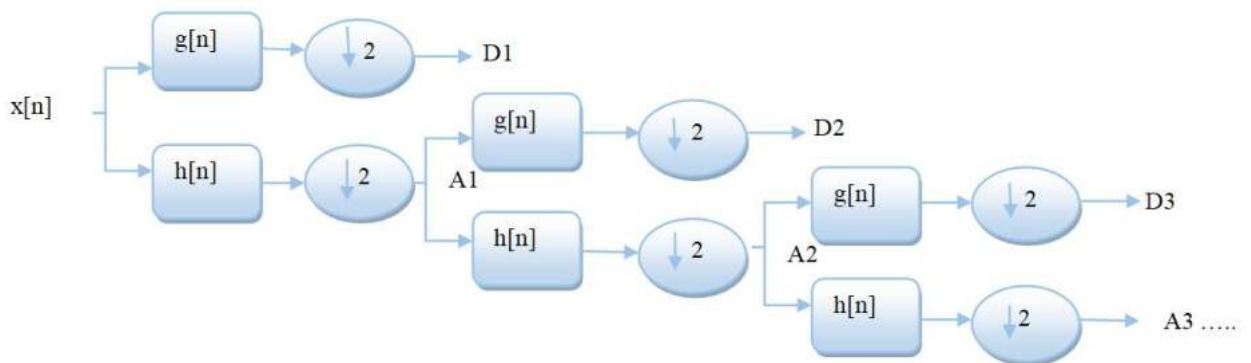


FIGURE 3.3 – Décomposition en sous-bande de la transformée en ondelettes discrète, $g(n)$ est le filtre passe-haut, $h(n)$ est le filtre passe-bas[83].

passer le signal à travers un filtre passe-bas et un filtre passe-haut, en le partageant dans en une bande de fréquences basses et une autre de fréquence basses. Chaque bande est ensuite divisée en bandes de deuxième niveau basses et hautes fréquences. Le processus est répété sous la forme d’un arbre binaire. La bande inférieure est appelée approximation et la bande supérieure est le détail. La transformée inverse est évaluée en effectuant ces étapes en sens inverse. La transformée en ondelettes localise les caractéristiques spatiales et fréquentielles les plus importantes d’un signal régulier dans un nombre limité de coefficients d’ondelettes. De plus, la trans-

formée orthogonale du bruit blanc stationnaire entraîne un bruit blanc stationnaire. Cela signifie que l'énergie de bruit attendue est la même dans tous les coefficients de détail. Si cette énergie n'est pas trop importante, le bruit a relativement peu d'influence sur les coefficients importants du signal. Ces observations suggèrent que les petits coefficients devraient être remplacés par zéro, car ils sont dominés par le bruit et ne véhiculent qu'une petite quantité d'informations.

3.4.1.4 Application de la DWT pour filtrer et estimer la STD

La première étape, de l'algorithme suggéré, est l'estimation de l'écart type inconnu par l'algorithme bien connu de DONOHO. Ceci est effectué en appliquant la DWT et en utilisant un niveau de décomposition 8 (pour la base de données MIT-BIH) ou niveau 10 (pour la base de données PTB) et l'onde mère db44. Dans ce contexte, le signal est décomposé jusqu'au huitième niveau pour supprimer la dérive de la ligne de base en mettant CA8 à 0 (pour la base de donnée MIT-BIH) ou CA10 à 0 (pour la base de donnée PTB) comme indiqué dans la Figure 3.4, σ est estimé par l'utilisation de l'estimateur d'oracle selon l'Equation 3.2

$$\sigma_{\eta} = \frac{\text{median}(|CD1|)}{0.6745} \quad (3.2)$$

Où : $CD1$ est le vecteur de coefficients de détail de premier niveau. En outre, la

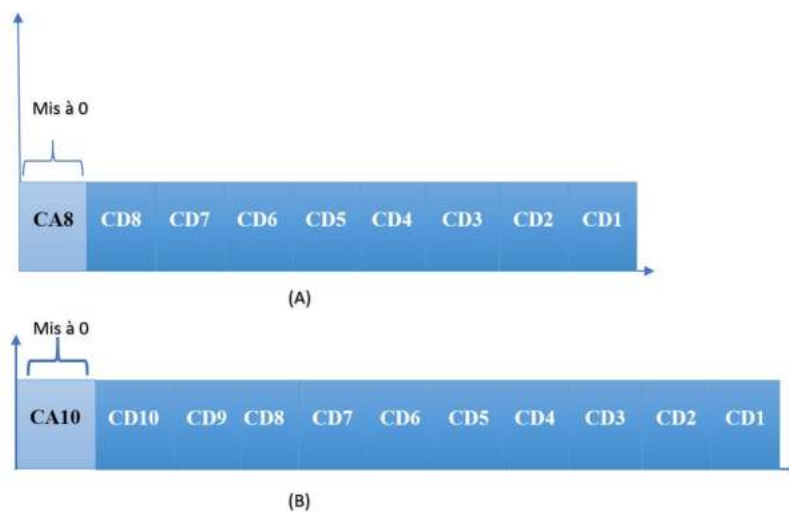


FIGURE 3.4 – Décomposition du signal à huit et à dix niveaux.

transformation en ondelettes est utilisée pour supprimer la dérive de la ligne de base en mettant CA8 (plage de fréquences [0 Hz - 0,7 Hz] pour la base de données MIT-BIH) à 0 ou CA10 (plage de fréquences [0 Hz - 0,49 Hz] base de données PTB) à 0 et appliquer le DWT inverse [78, 79].

3.4.2 Filtre adaptatif de Wiener

Definition 3.4.2

Le filtre de Wiener (nommé d'après la théorie de l'estimation optimale de Norbert Wiener) sépare les signaux en fonction de leurs spectres de fréquence. À certaines fréquences, il y a principalement du signal, tandis qu'à d'autres, il y a principalement du bruit [87]. Il semble logique que les fréquences du signal passent à travers le filtre, tandis que les fréquences de bruit doivent être bloquées. Le filtre de Wiener va encore plus loin dans cette idée ; le gain du filtre à chaque fréquence est déterminé par la quantité relative de signal et de bruit à cette fréquence [87] :

$$H(f) = \frac{S(f)^2}{S(f)^2 + N(f)^2} \quad (3.3)$$

Évidemment, plus l'estimation est minimale, meilleure sera l'estimation. Nous recherchons donc un filtre qui minimisera l'erreur. Il est pratique d'essayer de minimiser car il s'agit d'une fonction quadratique facilement dérivable. De plus, étant donné que les signaux d'intérêt sont aléatoires, la fonction de coût à minimiser est l'erreur quadratique moyenne (MSE).

3.4.2.1 Utilisation du filtre de Wiener

À ce stade, l'utilisation de la variance de bruit déjà estimée par ondelette [77] dans un filtre de Wiener adaptatif optimal a été réalisée (comme dans les travaux [85, 86] qui utilisaient des ondelettes et Wiener 2-D pour l'image débruitage et demi-teinte inverse). Cependant, dans notre cas, la variance estimée a été appliquée sur un filtre de Wiener 1-D selon l'équation 3.4. Par conséquent, le signal estimé peut être déduit de l'équation 2D donnée dans [87] :

$$y(n) = \mu + \left(\frac{v^2 - \sigma_\eta^2}{v^2}\right)(x_1(n) - \mu) \quad (3.4)$$

Où :

$$v^2 = \frac{1}{N} \sum_{n \in \Omega} x_1(n)^2 - \mu^2$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n \in \Omega} x_1(n)$$

Sont, respectivement, la variance locale et la moyenne locale du signal bruité et σ_η est la variance inconnue du bruit qui a été estimée précédemment selon l'équation (3.2). De plus, x_1 (sans la dérive de la ligne de base) et y sont les vecteurs bruités et la version débruitée en appliquant le filtre adaptatif Wiener, Ω est la fenêtre des

quartiers de longueur N échantillons. La taille des quartiers utilisée pour estimer la moyenne locale et l'écart type était $N = 17$ selon un temps $t = 47,26ms$. A noter que le choix de N a été fait empiriquement.

3.4.3 Filtrage utilisant la transformée de Fourier rapide (FFT)

3.4.3.1 La transformée de Fourier

Definition 3.4.3

La transformée de Fourier est une technique mathématique qui transforme une fonction du temps $x(n)$, en une fonction de fréquence, $X(k)$ [88, 89]. La transformée de Fourier qui est utilisée pour déterminer le constituant fréquentiel du signal dans le domaine temporel peut être définie avec les deux équations comme suit :

$$X(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(n)e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} dn \quad (3.5)$$

$$x(n) = \frac{1}{n} \int_{-\infty}^{+\infty} X(k)e^{\frac{j2\pi nk}{N}} dk \quad (3.6)$$

Dans les équations : x est le signal dans le domaine temporel, X spécifie le signal dans le domaine fréquentiel. Dans l'équation 3.5 donnée ci-dessus, la transformée de Fourier de $x(n)$ et dans l'équation 3.6, la transformée de Fourier inverse.

3.4.3.2 La transformée de Fourier rapide

La transformée de Fourier rapide (FFT) est un algorithme efficace utilisé pour calculer la transformée de Fourier discrète (DFT) et son inverse. La FFT est d'une grande importance pour une large gamme d'applications, du traitement du signal numérique et de la résolution d'équation différentielle partielle aux algorithmes pour la multiplication rapide de grands entiers. La FFT est essentiellement un algorithme (c'est-à-dire une manière spécifique de conduire une séquence de calculs) qui peut calculer la transformée de Fourier discrète beaucoup plus rapidement que d'autres algorithmes utilisables. De plus, il faut stocker N^2 coefficients complexes W_N^{nk} . Clairement, la quantité de calculs DFT pour la série à N points dépend fermement de N , qui est noté par la notation $CN = o(N^2)$, en réalité, $o(N^2)$ n'est pas approprié. En règle générale, le temps de traitement d'une addition est beaucoup plus court que celui d'une multiplication. Nous allons donc nous concentrer désormais sur le nombre

de multiplications complexes, qui lui-même nécessite quatre multiplications réelles et deux additions réelles. En effectuant cette décomposition de manière récursive, le nombre d'opérations arithmétiques peut être réduit à $O(n \log n)$.

3.4.3.3 Filtre passe-bas basé sur la FFT

La transformation de Fourier peut être utilisée pour transformer un signal dans le domaine fréquentiel en utilisant l'algorithme FFT. Après qu'un signal a été transformé et décrit comme une série de fréquences spatiales, une variété d'algorithmes de filtrage peuvent alors être facilement calculés et appliqués, suivis d'une re-transformation du signal filtré vers le domaine spatial. Pour filtrer un vecteur de signal unidimensionnel x avec une longueur de N éléments, une DFT représentée dans l'équation (3.7) est effectuée.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)w_N^{nk}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (3.7)$$

Le résultat de cette transformation est un vecteur complexe X de longueur N . Les fréquences du signal x sont définies par les items de ce vecteur. Tous les coefficients représentant les fréquences qui doivent être amorties sont mis à zéro pour concevoir un filtre. Comme le spectre est reflété dans le vecteur Y , un filtre passe-bas ou passe-haut doit être construit pour deux limites quelconques. La figure 3.5 montre les bandes de fréquences des deux types de filtres. La bande d'atténuation du filtre passe-haut est définie par des valeurs nulles pour la ligne bleue et des valeurs nulles pour la ligne verte pour le filtre passe-bas.

Dans cette étape on a utilisés la FFT comme filtre passe-bas. La FFT est exprimée en Eq. (3.8) [91] :

$$Y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} y(n)w^{nk} \quad (3.8)$$

$$k = 0, 1, \dots, N-1$$

Où :

$$w = e^{-\frac{j2\pi}{N}}$$

Notez que N est la longueur du signal du domaine temporel y et Y est sa version FFT. L'utilisation de la FFT comme filtre passe-bas avec une fréquence de coupure f_c est l'opération d'annulation comme suit :

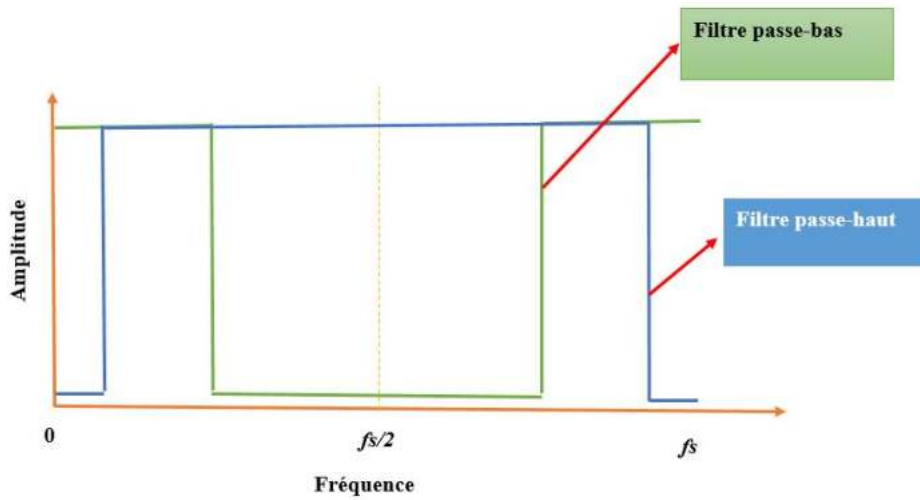


FIGURE 3.5 – Exemples de filtre FFT passe-haut et passe-bas. Les valeurs nulles des lignes colorées représentent les valeurs X appartenant aux bandes d'atténuation du filtre. Bleu : filtre passe-haut et vert : filtre passe-bas

$$R(k) = \begin{cases} Y(k) & \text{pour } k = 0, \dots, \text{Index}_{f_c} \\ 0 & \text{pour } k = \text{Index}_{f_c} + 1, \dots, N - \text{Index}_{f_c} \\ Y(k) & \text{pour } k = (N - \text{Index}_{f_c}) + 1, \dots, N \end{cases} \quad (3.9)$$

Où l'index correspondant f_c noté Index_{f_c} est formulé [92] par l'équation (3.10) :

$$\text{Index}_{f_c} = \lfloor \frac{Nf_c}{f_s} \rfloor \quad (3.10)$$

Où : $\lfloor \cdot \rfloor$ est l'arrondi à l'opérateur entier le plus proche et f_s est la fréquence d'échantillonnage du signal ECG.

L'utilisation de la transformée FFT est motivée par le fait que le filtre de Wiener réduit le bruit additif sur tout le domaine fréquentiel. Cependant, on sait que le bruit est réduit (non éliminé). Par conséquent, en supposant qu'une fréquence de coupure appropriée f_c est choisie la plus proche possible de f_{max} du signal ECG propre, logiquement, plus de réduction de bruit est assurée par l'application d'un simple filtre passe-bas (LP) basé sur la FFT d'une fréquence de coupure f_c et, par conséquent, toutes les informations médicales pertinentes peuvent être préservées. Il est intéressant de noter que le signal le mieux débruité est obtenu par l'application de la transformée FFT inverse (IFFT) sur $R(k)$ pour obtenir un signal résultant $r(n)$.

3.4.4 Filtrage par le filtre de Savitzky-Golay

Savitzky-Golay ont proposé une méthode de lissage des données basée sur l'approximation polynomiale des moindres carrés (Savitzky et Golay, 1964). Ils ont montré que l'ajustement d'un polynôme à un ensemble d'échantillons d'entrée, puis l'évaluation du polynôme résultant en un seul point de l'intervalle d'approximation équivaut à une convolution discrète avec une réponse impulsionnelle fixe. Les filtres passe-bas obtenus par cette méthode sont largement connus sous le nom de filtres Savitzky-Golay. Savitzky et Golay se sont intéressés au lissage des données bruitées obtenues à l'aide d'analyseurs de spectre chimiques et ont démontré que le lissage des moindres carrés réduit le bruit tout en conservant la forme et la hauteur des pics de forme d'onde (Schafer, 2011). Le concept de base du filtrage de Savitzky-Golay est d'ajuster les moindres carrés d'un polynôme d'un ordre donné à $2M + 1$ points consécutifs du signal bruité dans la fenêtre mobile. Le polynôme est alors généralement évalué au centre des points $2M + 1$, et cette valeur est acceptée comme point de données filtré. Ensuite, la fenêtre mobile est déplacée vers sa position suivante, l'ajustement polynomial des moindres carrés est répété et le polynôme est évalué au centre de la fenêtre. De toute évidence, répéter l'ajustement des moindres carrés à chaque position de la fenêtre est une tâche extrêmement fastidieuse. La détermination des coefficients polynomiaux implique un ajustement linéaire des moindres carrés ; par conséquent, l'ajustement comprend une simple inversion de matrice, qui peut être effectuée à l'avance avec de fausses valeurs, par ex. avec des ensembles de données constitués de tous sauf un 1. Ensuite, le résultat d'un ajustement réel peut être construit par combinaison linéaire des faux ajustements. La valeur lissée du signal est calculée comme suit :

$$y_i = \sum_{k=-M}^M c_k x_{i+1} \quad (3.11)$$

Où c est le poids du filtre et x est le signal bruité. Le polynôme d'ordre n est calculé à travers les points de la fenêtre comme suit :

$$y_n(i) = \sum_{k=0}^n b_k i^k \quad i = -M, \dots, M \quad (3.12)$$

Où b_k est le coefficient polynomial et l'origine de l'objectif des temps est décalée vers le milieu de la fenêtre. Le critère des moindres carrés est défini par

$$\frac{\partial}{\partial b_k} \left[\sum_{i=-M}^M (y_n(i) - x_i)^2 \right] = 0 \quad (3.13)$$

Puisque $k = 0, \dots, n$, l'équation ci-dessus conduit à un système d'équations simultanées $n + 1$. Cependant, le polynôme n'est évalué qu'au centre de la fenêtre,

c'est-à-dire à $i = 0$, donc seul le calcul de b_0 est nécessaire. Par conséquent, l'équation 7.14 est simplifiée par l'équation 7.13.

$$y_n(0) = \sum_{i=-M}^M c_i x_i \quad (3.14)$$

Le filtre de lissage Savitzky Golay est appliqué pour réduire davantage le bruit avec une taille de trame 17 et un ordre polynomial 1. Cependant, l'application du filtre SG réduit l'amplitude des pics R.

3.4.5 Récupération des pics R et des zones environnantes

L'application du filtre de lissage SG peut conduire à une réduction significative de l'amplitude des pics R. Ainsi, dans le but de récupérer l'amplitude des pics R, la stratégie suivante a été utilisée :

- Trouvez la position des R pics du signal obtenu à partir du filtre passe-bas FFT en utilisant le différenciateur suivant [80, 81] :

$$z(n) = 2r(n+2) + r(n+1) - r(n-1) - 2r(n-2) \quad (3.15)$$

Où : $r(n)$ est le signal résultant de l'étage de filtrage passe-bas basé sur FFT et $z(n)$ est le signal de sortie résultant de l'étage de différenciation.

- Trouvez les pics $> (\frac{max}{3})$ comme dans [80, 93], tous les 2000 échantillons en considérant le signal, en absolu, résultant du différenciateur.
- Choisissez une fenêtre avec une largeur ± 13 échantillons comme dans [94] (La largeur du complexe QRS normal est entre 0.06 et 0.1 seconde environ 22 et 36 échantillons) autour du nouveau crêtes détectées [95] du signal obtenu par le filtre passe-bas basé sur la FFT.
- Remplacer les pics R et les zones environnantes du signal résultant de l'étage de filtrage Golay-Savitzky par les anciens pics R et les zones environnantes du signal résultant de l'étage de filtrage passe-bas basé sur la FFT.

3.5 Résultats de la simulation

Dans cette section, les résultats qualitatifs et quantitatifs seront présentés avec des discussions et des commentaires approfondis. Par conséquent, les enregistrements de la base de données de diagnostic MIT-BIH et PTB sont utilisés pour tester l'efficacité de l'algorithme suggéré [14, 15]. Les enregistrements du *MIT - BIH* sont échantillonnés à une fréquence de $360Hz$ et avec une résolution de 11 bits et

les enregistrements de la base de données de diagnostic PTB sont échantillonnés à 1000Hz et avec une résolution de 16 bits et chaque enregistrement contient 15 signaux mesurés simultanément (12 fils conventionnels et 3 fils francs). En outre, il convient de noter que la longueur prise dans chaque enregistrement de test utilisé est la longueur totale (environ une demi-heure) pour la base de données MIT-BIH. Dans nos tests, tous les enregistrements ECG utilisés seront contaminés par un bruit gaussien blanc additif à différentes valeurs de SNR d'entrée. Cependant, pour les bruits MA (canal 1) ou EM (canal 2), le niveau SNR d'entrée est de 5 dB et 15 dB. Les signaux utilisés dans ces tests sont des signaux dont la dérive de la ligne de base intrinsèque a été supprimé par la méthode DWT inspirée de [78, 79]. En conséquence, les signaux sans la dérive de la ligne de base pour les enregistrements 121, 233 et 234 sont représentés sur la Figure 3.6 à la Figure 3.8 (le même processus a été appliqué aux enregistrements restants du 48 MIT-BIH base de données).

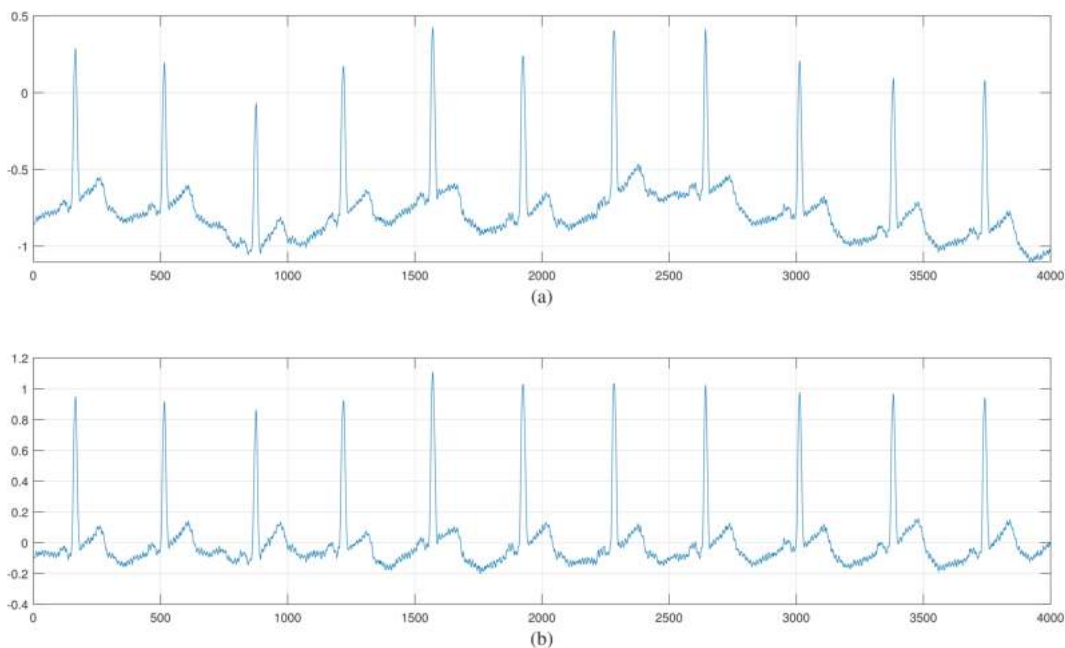


FIGURE 3.6 – Enregistrement 121 (a) Signal original, (b) Signal sans la dérive de la ligne de base.

Pour l'inspection visuelle, les résultats obtenus à partir des étapes constitutives, lorsque le signal ECG est contaminé par l'AWGN, de l'algorithme proposé sont représentés sur la Figure 3.9 à la figure 3.11.

La version propre du signal ECG est représentée sur la Figure (3.9).a et son amplitude FFT correspondante est illustrée sur la Figure (3.9).b respectivement. De

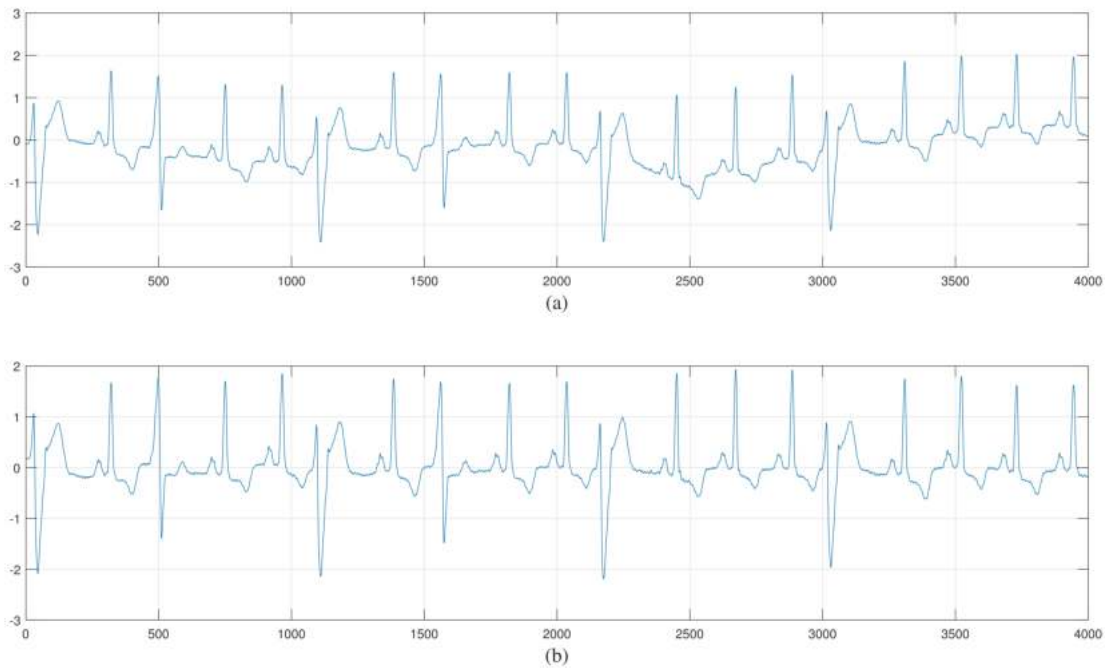


FIGURE 3.7 – Enregistrement 233 (a) Signal original, (b) Signal sans la dérive de la ligne de base.

plus, le signal bruité et sa représentation d'amplitude FFT sont représentés respectivement sur la figure (3.9).c et la Figure (3.9).d. Par conséquent, comme mentionné précédemment, l'application du filtre de Wiener sur le signal bruité réduit le bruit additif sur toute la fréquence et cela est présenté sur la Figure (3.10).b. De plus, un filtre passe-bas adéquat basé sur la FFT d'une fréquence de coupure $f_c = 90$ Hz réduit davantage le bruit comme le montre la Figure (3.10).d. Les effets visuels des filtres Wiener et FFT passe-bas sont représentés, respectivement, sur la Figure (3.10).a et la Figure (3.10).c. De plus, pour améliorer le processus de réduction du bruit, le filtre Savitzky Golay (SG) a été utilisé, comme le montre la Figure (3.11).a, et sa magnitude FFT correspondante est présentée sur la figure (3.11).b. Notez que, malheureusement, l'application du filtre SG réduit l'amplitude des pics R. Dans le but de récupérer les pics réduits, une phase de restauration est nécessaire comme le montre la Figure (3.11).c et sa magnitude FFT correspondante est représentée sur la Figure (3.11).d.

Afin d'évaluer quantitativement les performances de l'algorithme proposé, nous avons utilisé le SNR_{out} et le rapport signal / bruit amélioré (SNR_{imp}), la métrique d'indice structurel de similarité (SSIM) [96], l'indice de qualité d'image (IQI) [97], la différence maximale (MD) [98], l'intercorrélacion normalisée (NCC) [99], l'erreur absolue normalisée (NAE) [98], erreur quadratique moyenne (MSE) [98], différence

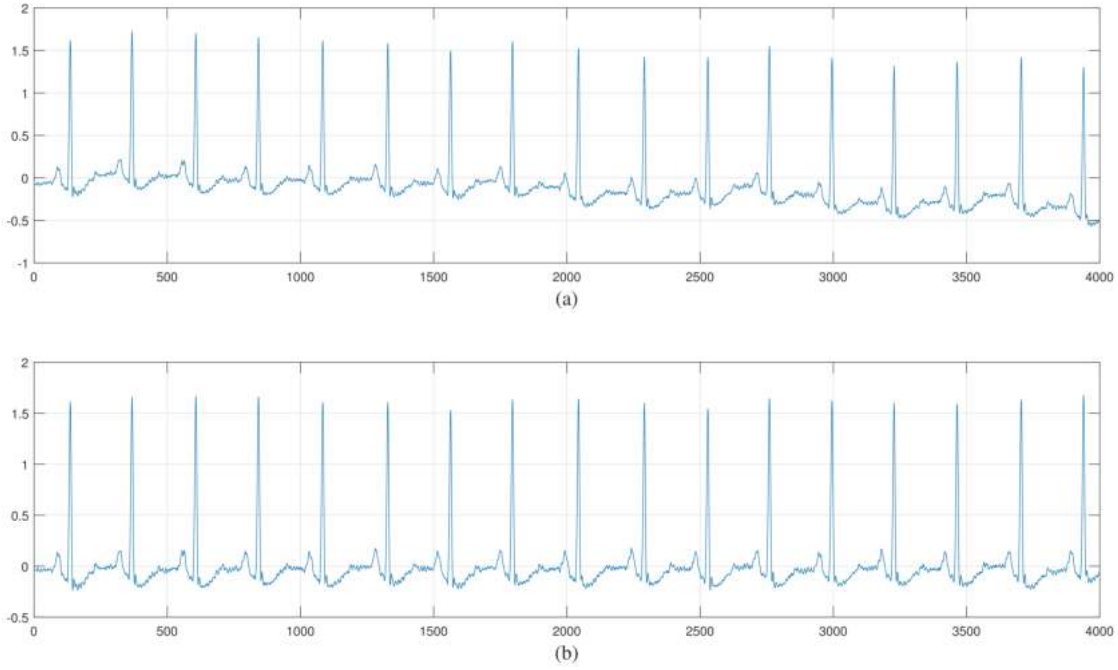


FIGURE 3.8 – Enregistrement 234 (a) Signal original, (b) Signal sans la dérive de la ligne de base.

quadratique moyenne en pourcentage (PRD) [100], définie par les équations suivantes :

$$SNR_{out} = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^N s(t)^2}{\sum_{i=1}^N [s(t) - \hat{s}(t)]^2} \right) \quad (3.16)$$

$$SNR_{imp} = SNR_{out} - SNR_{input} \quad (3.17)$$

Où : \hat{s} est le signal débruité résultant des pics R et de l'étape de récupération des zones environnantes et s est le signal propre.

$$SSIM(s, \hat{s}) = \frac{(2\mu_s \mu_{\hat{s}} + C_1)(2\sigma_{s\hat{s}} + C_2)}{(\mu_s^2 + \mu_{\hat{s}}^2 + C_1)(\sigma_s^2 + \sigma_{\hat{s}}^2 + C_2)} \quad (3.18)$$

Où : μ_s est la moyenne locale du signal s , $\mu_{\hat{s}}$ est la moyenne locale du signal \hat{s} , σ_s écart-type pour le signal s , $\sigma_{\hat{s}}$ écart-type pour le signal \hat{s} et $\sigma_{s\hat{s}}$ est la covariance des signaux s et \hat{s} . C_1 et C_2 sont des valeurs constantes et L est la plage dynamique spécifiée ($C_1 = (K_1 L)^2$, $C_2 = (K_2 L)^2$ ($K_1 = 0,01$ et $K_2 = 0,03$))

$$IQI = \frac{4\sigma_{s\hat{s}}\mu_s\mu_{\hat{s}}}{(\mu_s^2 + \mu_{\hat{s}}^2)(\sigma_s^2 + \sigma_{\hat{s}}^2)} \quad (3.19)$$

$$MD = \max(s_i - \hat{s}_i) \quad (3.20)$$

CHAPITRE 3. CONTRIBUTION POUR LE DÉBRUITAGE DES SIGNAUX CARDIAQUES

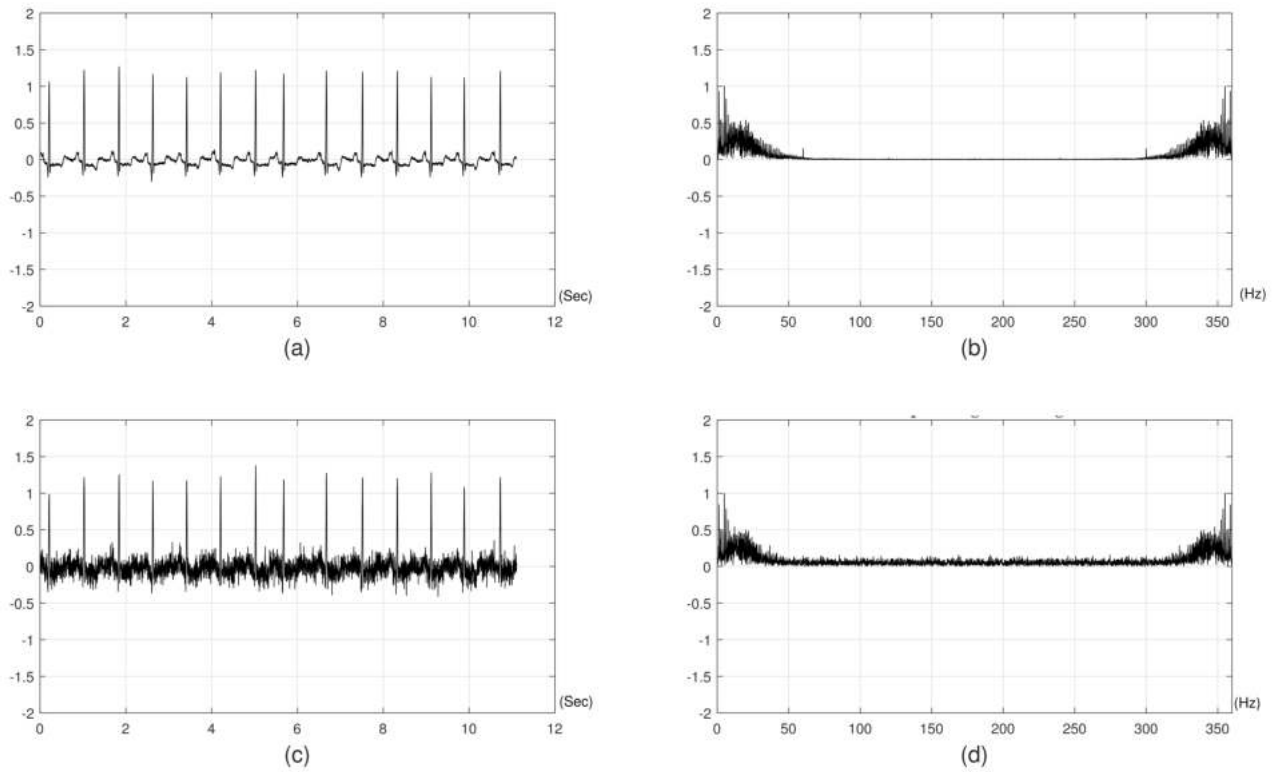


FIGURE 3.9 – (a) Signal propre, (b) Son amplitude FFT correspondante, (c) Le signal ECG corrompu avec bruit AWGN, (d) Son amplitude FFT correspondante.

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - \mu_s)(\hat{s}_i - \mu_{\hat{s}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (s_i - \mu_s)^2 \sum_{i=1}^N (\hat{s}_i - \mu_{\hat{s}})^2}} \quad (3.21)$$

$$NAE = \frac{\sum_{i=1}^N abs(s_i - \hat{s}_i)}{\sum_{i=1}^N abs(s_i)} \quad (3.22)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \hat{s}_i)^2 \quad (3.23)$$

$$PRD = 100 \sqrt{\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \hat{s}_i)^2}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2\right)}} \quad (3.24)$$

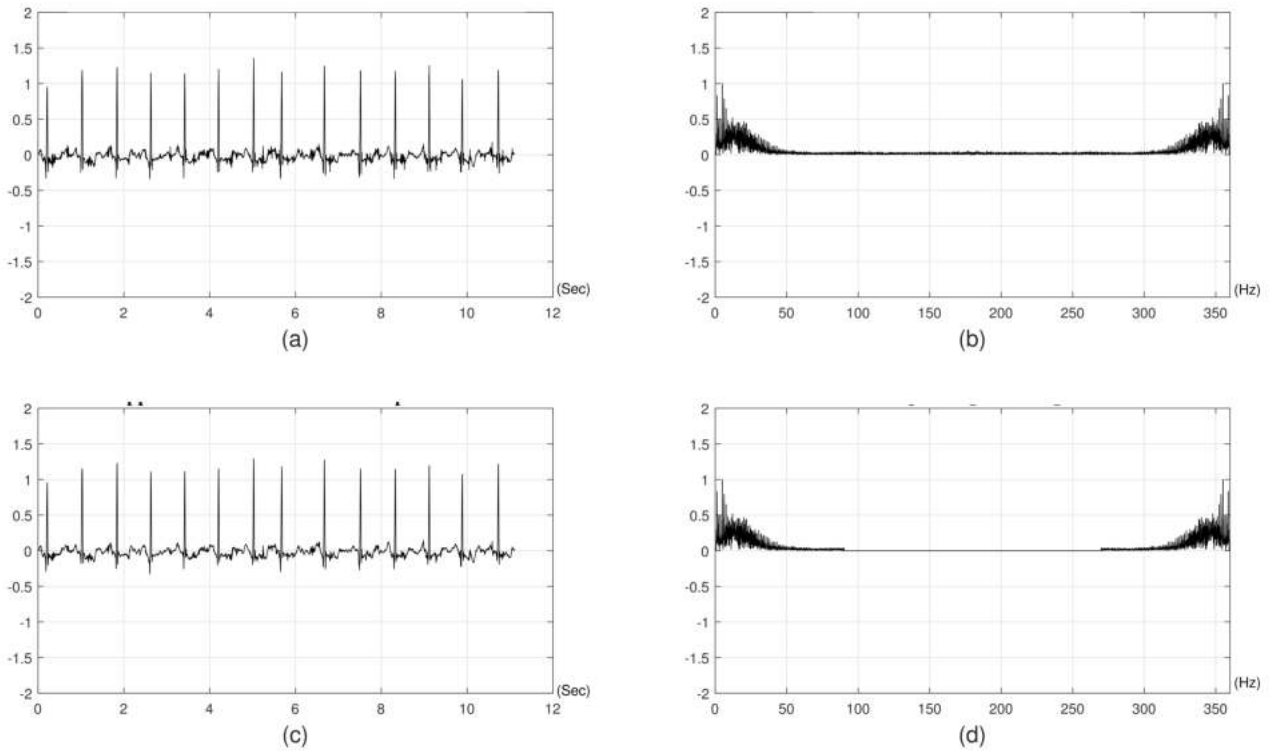


FIGURE 3.10 – (a) Le signal ECG débruité résultant de l’application du filtre de Wiener, (b) Son amplitude FFT correspondante, (c) Le signal ECG débruité résultant de l’application de la FFT comme filtre passe-bas au signal débruité par le Wiener filtre, (d) Son amplitude FFT correspondante.

L’inspection visuelle et les résultats quantitatifs obtenus sont exposés dans la Figure 3.12, la Figure 3.13 et la Figure 3.14. L’enregistrement de test utilisé est de 100. Les différents niveaux de contamination sont pour les $SNR_{input} = 0$ dB, 5 dB et 10 dB correspondants. Ainsi, les résultats atteints sont : $SNR_{out} = 10.87$ dB, 15.14 dB, 18.77 dB, respectivement.

L’algorithme proposé a été testé également pour les bruits MA et EM. Dans ce contexte, les bruits EM et MA ont tout d’abord été normalisés (variance = 1 et moyenne = 0) par l’équation suivante :

$$bruit = \frac{(bruit - \mu_{bruit})}{std(bruit)} \quad (3.25)$$

Après la standardisation des bruits (EM et MA), le signal ECG est contaminé par l’un de ces bruits comme suit :

$$x(n) = s(n) + \sigma_n bruit \quad (3.26)$$

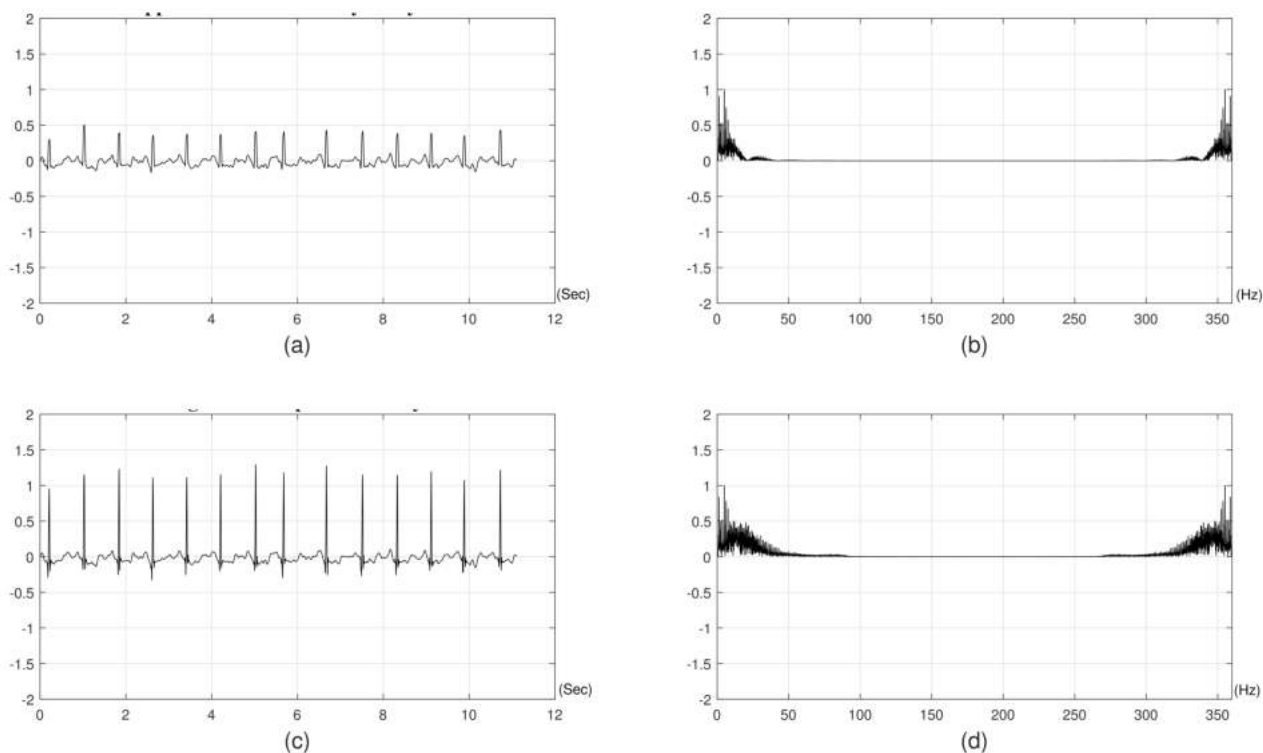


FIGURE 3.11 – (a) Le signal ECG débruité résultant de l'application du filtre Savitzky Golay, (b) Son amplitude FFT correspondante, (c) Le signal obtenu après la récupération des pics R, (d) Son amplitude FFT correspondante.

Dans le cas d'un signal ECG contaminé par un bruit composite comme suit :

$$x(n) = s(n) + (\sigma_1 \text{bruit}_1 + \sigma_2 \text{bruit}_2 + \sigma_3 \text{bruit}_3) \quad (3.27)$$

Où : σ_1 , σ_2 et σ_3 sont choisis empiriquement afin que l'utilisateur spécifié SNR (USNR) vérifie $SNR_{input} = USNR$

$$USNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\sigma_s}{\sigma_n} \right) \quad (3.28)$$

Où : $\sigma_n = std(\sigma_1 \text{bruit}_1 + \sigma_2 \text{bruit}_2 + \sigma_3 \text{bruit}_3)$

Les résultats de l'algorithme proposé pour les bruits MA et EM sont représentés sur la Figure 3.15 et la Figure 3.16. L'enregistrement de test utilisé est 100 pour un $SNR_{input} = 5$ dB correspondant.

3.6 Etude comparative

De plus, le tableau (3.2) et la Figure (3.17) montre les résultats de débruitage (en terme de SNR_{imp}) obtenus lors de l'utilisation de plusieurs enregistrements

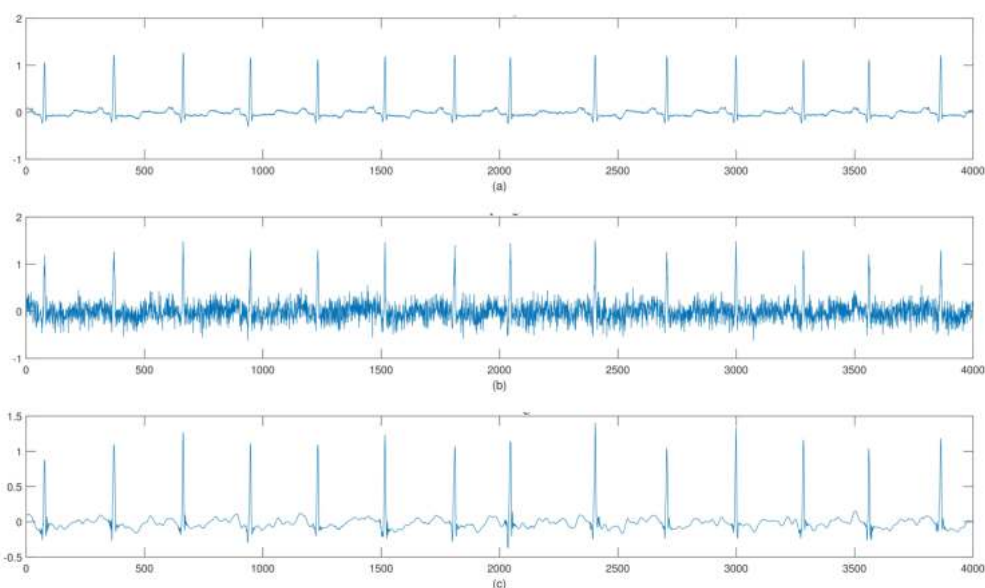


FIGURE 3.12 – Débruitage de l’enregistrement 100 corrompu par AWGN, $SNR_{input} = 0$ dB et $SNR_{out} = 10,87$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.

TABLE 3.2 – SNR_{imp} obtenu en fonction de la variation de SNR_{input} et de la variation de la fréquence de coupure f_c du filtre passe bas basé sur la FFT pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN).

	SNR_{imp} (dB)								
	0dB			5dB			10dB		
	90 Hz	60 Hz	45 Hz	90 Hz	60 Hz	45 Hz	90 Hz	60 Hz	45 Hz
100	10.92	11.43	11.48	10.22	10.71	10.26	8.75	9.01	7.71
101	11.27	11.77	11.90	10.44	10.89	10.71	8.81	9.05	8.28
103	11.22	11.77	12.05	10.71	11.27	11.49	9.67	10.00	9.93
105	10.45	10.91	11.29	9.42	9.99	10.27	7.86	8.30	8.41
112	10.27	10.78	11.08	9.19	9.76	9.96	7.25	7.65	7.66
113	11.38	11.84	11.92	10.60	10.99	10.92	9.10	9.26	8.75
115	11.18	11.78	12.15	10.69	11.42	11.68	9.72	10.30	10.43
116	10.84	11.38	11.70	10.26	10.89	11.22	9.26	9.73	9.85
117	11.12	11.61	11.83	10.03	10.48	10.70	7.98	8.31	8.40
119	11.13	11.68	12.05	10.55	11.18	11.47	9.40	9.92	10.17
122	10.57	11.13	11.50	9.83	10.54	10.95	8.75	9.43	9.74
123	11.47	12.03	12.32	10.67	11.19	11.47	9.03	9.47	9.59
200	10.60	11.02	11.30	9.32	9.80	9.96	7.35	7.66	7.63
201	11.15	11.64	11.96	10.29	10.82	11.02	8.77	9.08	9.06
Moyenne	10.97	11.48	11.75	10.16	10.71	10.86	8.69	9.08	8.97

L’algorithme proposé a été testé sur des signaux sans la dérive de la ligne de base

selon les SNR d’entrée de : 0 dB, 5 dB et 10 dB et différentes valeurs de f_c qui

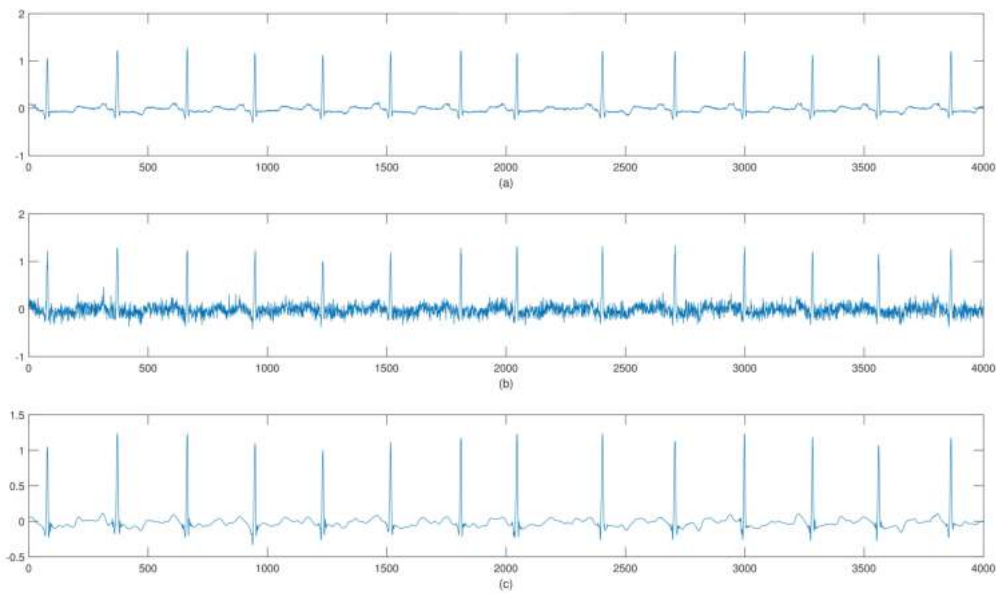


FIGURE 3.13 – Débruitage de l’enregistrement 100 corrompu par AWGN, $SNR_{input} = 5$ dB et $SNR_{out} = 15,14$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.

sont respectivement : 45 Hz, 60 Hz et 90 Hz (Tel dans le travail [103] qui a utilisé différentes fréquences sélectionnées pour compresser et visualiser la qualité de la reconstruction et a choisi la fréquence adéquate qui garantit la préservation de toutes les informations médicales importantes). Nous notons que l’ensemble de données de test utilisé est : 100, 101, 103, 104, 105, 106, 109, 111, 112, 113, 115, 116, 117, 119, 122, 123, 124, 200, 201, 203 et 205 .

À partir des résultats atteints présentés dans le tableau (3.2), on peut rapporter que plus la contamination par le bruit est élevée, meilleurs sont les résultats obtenus en utilisant un filtre passe-bas basé sur la FFT à fenêtre étroite. Cela signifie que le filtre passe-bas de 45 Hz améliore mieux le signal débruité obtenu de l’étape de filtrage Wiener que l’utilisation d’autres largeurs plus larges ($f_c = 60$ Hz et 90 Hz). Cependant, tous les résultats obtenus sont progressivement équivalents pour nous permettre de préférer l’utilisation de la fenêtre utilisée plus large ($f_c = 90$ Hz) afin de garantir la conservation de toutes les informations médicales significatives.

Le tableau (3.9) montre les résultats de différentes mesures de qualité de l’algorithme proposé en utilisant le SNR d’entrée de 5 dB et $f_c = 90$ Hz.

De plus, dans le but de situer notre méthode suggérée parmi un ensemble de puissants algorithmes publiés dans la littérature spécialisée, une étude comparative est donnée dans les tableaux (3.4), (3.5), (3.6), (3.7), (3.8) et (3.9).

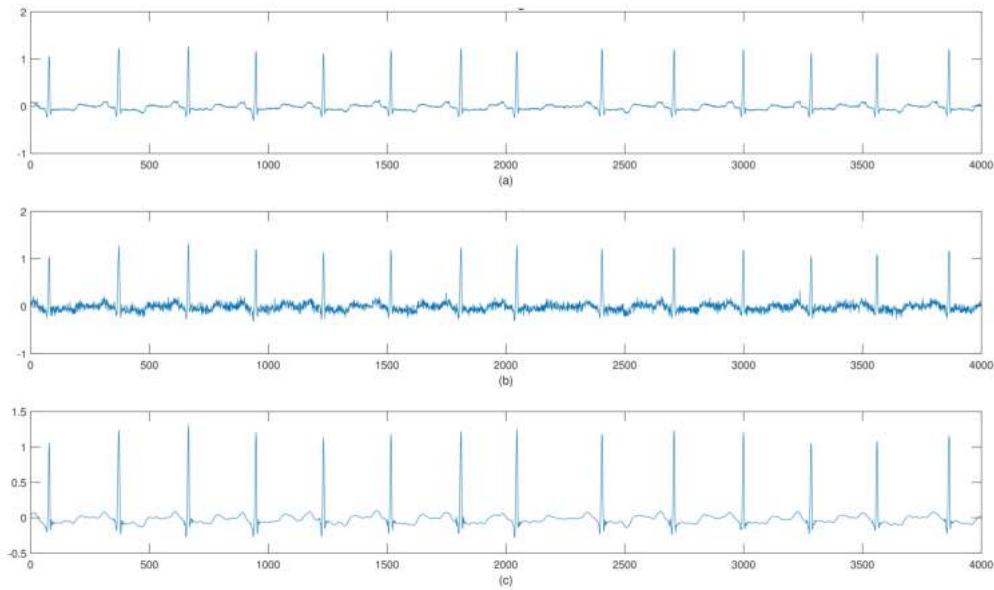


FIGURE 3.14 – Débruitage de l’enregistrement 100 corrompu par AWGN, $SNR_{input} = 10$ dB et $SNR_{out} = 18,77$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.

À partir des tableaux (3.4), (3.5), (3.6), (3.7), (3.8) et (3.9) et les figures (3.18), (3.19), (3.20), (3.21), (3.22), (3.23) et (3.24), on peut remarquer que l’algorithme proposé fournit de meilleurs résultats de filtrage que les autres algorithmes rapportés [7–10, 40, 100–102]. En outre, il ressort clairement des résultats présentés dans le tableau (3.3) que le réglage d’une fréquence de coupure appropriée a un effet positif sur les performances de l’algorithme de filtrage. Par conséquent, dans le but de garantir la préservation de toutes les informations médicales importantes contenues initialement dans le signal ECG bruité (pour les cas sains et pathologiques de variable f_{max}), on peut choisir une fréquence de coupure de $f_c = 90$ Hz.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthode pour l’amélioration de la qualité des signaux ECG. Les résultats obtenus, issus de plusieurs tests expérimentaux approfondis, confirment que l’association de la transformée en ondelettes, du filtre Wiener 1-D adaptatif, du filtre passe-bas basé sur la FFT et du filtre Savitzky Golay (avec récupération des pics R et des zones environnantes) fournit une manière efficace et efficiente de réduire l’effet de la dérive de la ligne de base (BW), de l’AWGN, de l’EM, du MA et des bruits composites contaminant les signaux ECG. De plus, une fréquence de coupure de $f_c = 45$ Hz du filtre FFT-LP garantit des performances supérieures de la technique conçue par rapport à certains travaux publiés

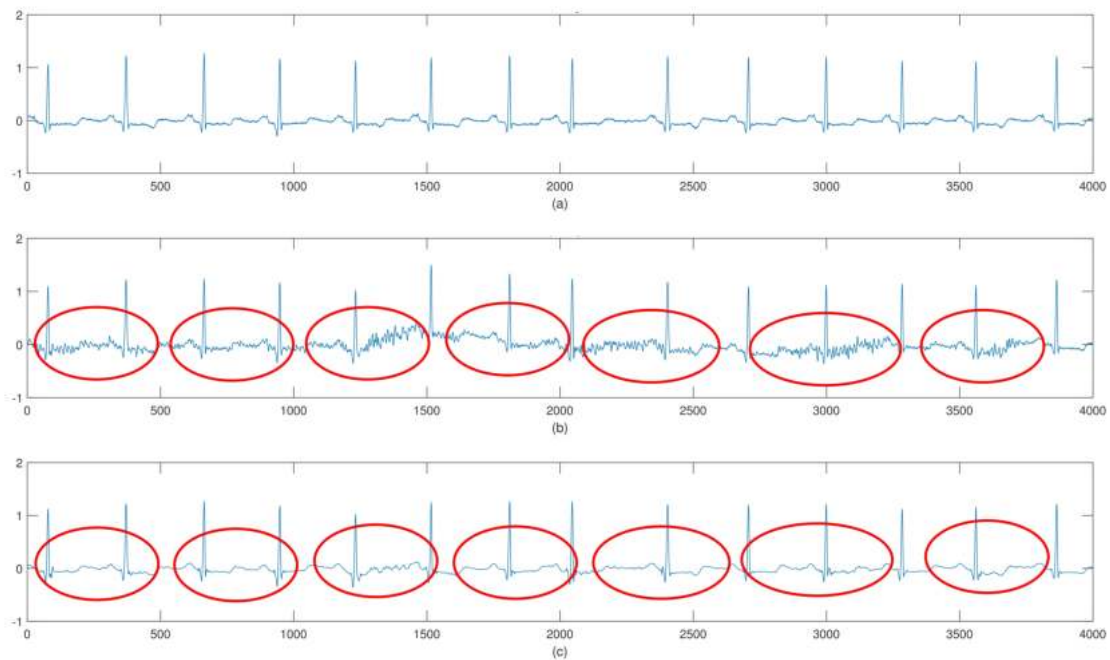


FIGURE 3.15 – Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par le bruit "MA", $SNR_{input} = 5$ dB, $SNR_{out} = 15,22$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.

récents et puissants. Cependant, pour plus de sécurité (la garantie de préservation de l'ensemble des informations médicales pertinentes), l'utilisation de la fréquence de coupure $f_c = 90$ Hz est plus logiquement sûre.

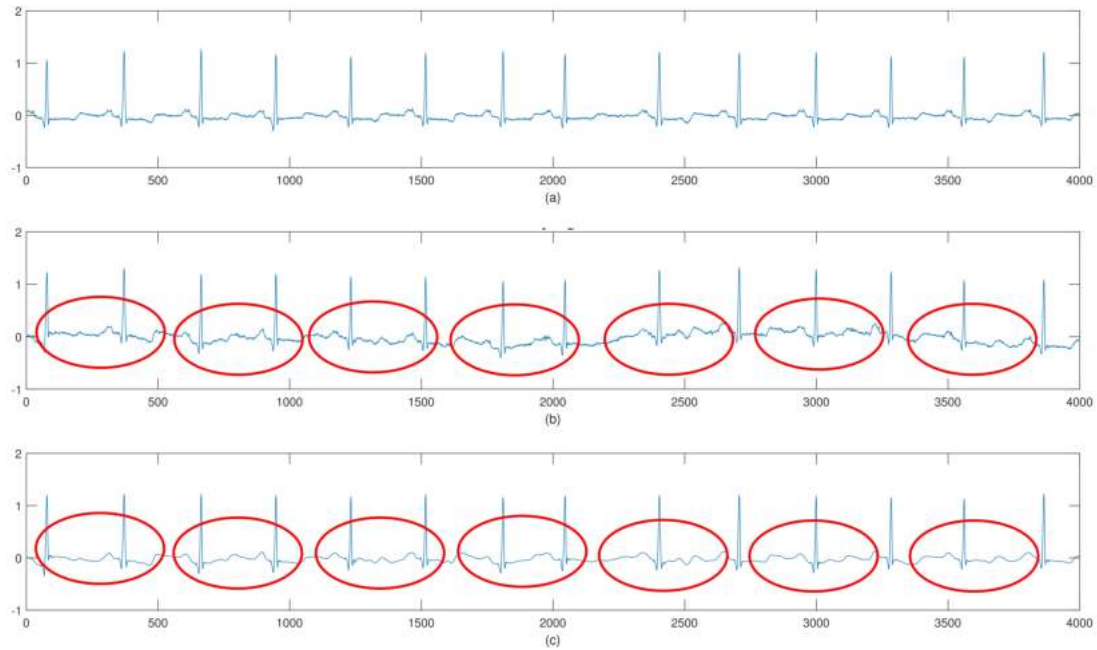


FIGURE 3.16 – Débruitage de l'enregistrement 100 corrompu par le bruit "EM", $SNR_{input} = 5$ dB, $SNR_{out} = 12,57$ dB. (a) Signal propre, (b) Signal bruité, (c) Signal débruité.

TABLE 3.3 – Résultats comparatifs de la méthode proposée avec des méthodes puissantes pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN) $SNR_{input} = 5$ dB.

Enregistrements	SNR_{imp} (dB)					
	Méthode proposée**		Talbi [31]	Sayadi [8]	Awal [9]	Ari [40]
	90 Hz	45 Hz				
100	10.22	10.26	7.83	7.8	9.40	-
101	10.44	10.71	8.79	6.9	9	-
103	10.71	11.49	8.63	7.7	7.13	7.91
105	9.42	10.27	8.59	8.1	-	8.54
112	9.19	9.96	7.45	8.2	10.55	-
113	10.60	10.92	-	-	-	-
115	10.69	11.68	9.79	7.8	7.19	-
116	10.26	11.22	8.82	8	-	4.82
117	10.03	10.70	8.84	7.9	8.62	-
119	10.55	11.47	8.81	7.6	7.27	-
122	9.83	10.95	8.32	6.9	7.86	6.42
123	10.67	11.47	10.09	7.8	9.53	-
200	9.32	9.96	9.02	6.9	-	-
201	10.29	11.02	8.65	7.5	-	-
Moyenne	10.16	10.86	8,74*	7,62*	8,50*	6.92*

(*) La moyenne est faite sur la base des enregistrements partiels utilisés pour chaque méthode

(**) L'algorithme proposé a été testé sur des signaux sans la dérive de la ligne de base

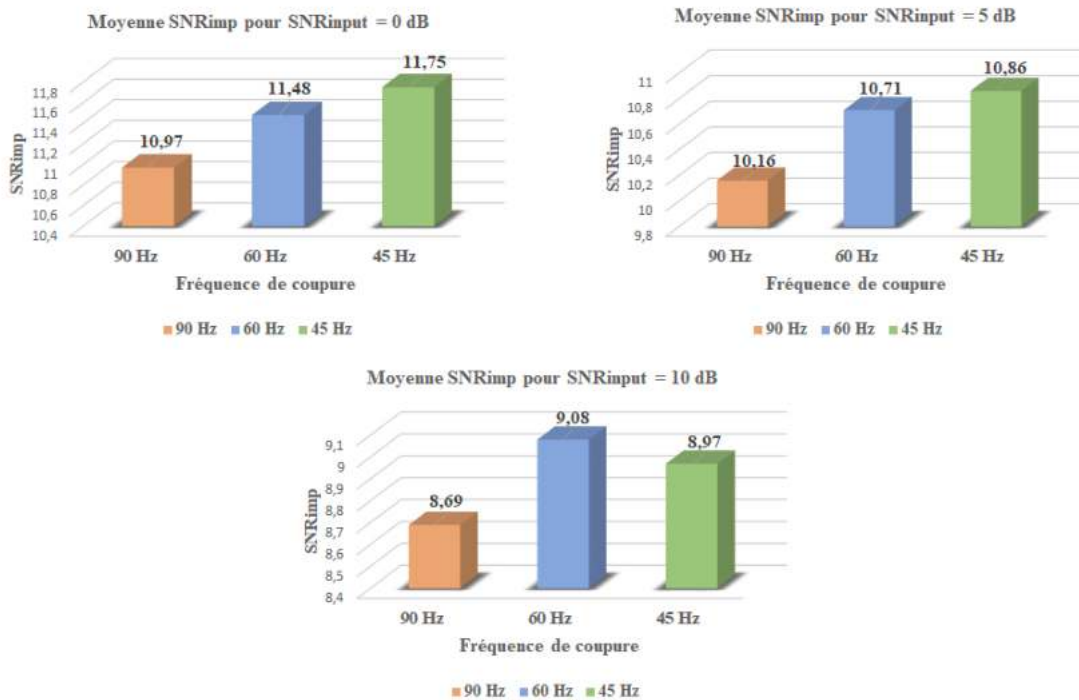


FIGURE 3.17 – La moyenne de l' SNR_{imp} obtenu en fonction de la variation de SNR_{input} et de la variation de la fréquence de coupure f_c du filtre passe bas basé sur la FFT pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN).

TABLE 3.4 – Résultats comparatifs de la méthode proposée avec quelques méthodes puissantes pour le bruit MA avec $SNR_{input} = 5$ dB

Enregistrements	$SNR_{output}(dB)$		
	Ari [40]	Awal [9]	Méthode proposée**
101	-	8.12	15,14
103	12 .63	-	15,58
111	9.94	-	13,46
116	9.75	-	14,91
122	11.69	-	14,15
205	9.91	-	14,80
Moyenne	10.32	8.12	14,67

(**) L'algorithme proposé a été testé sur des signaux sans la dérive de la ligne de base

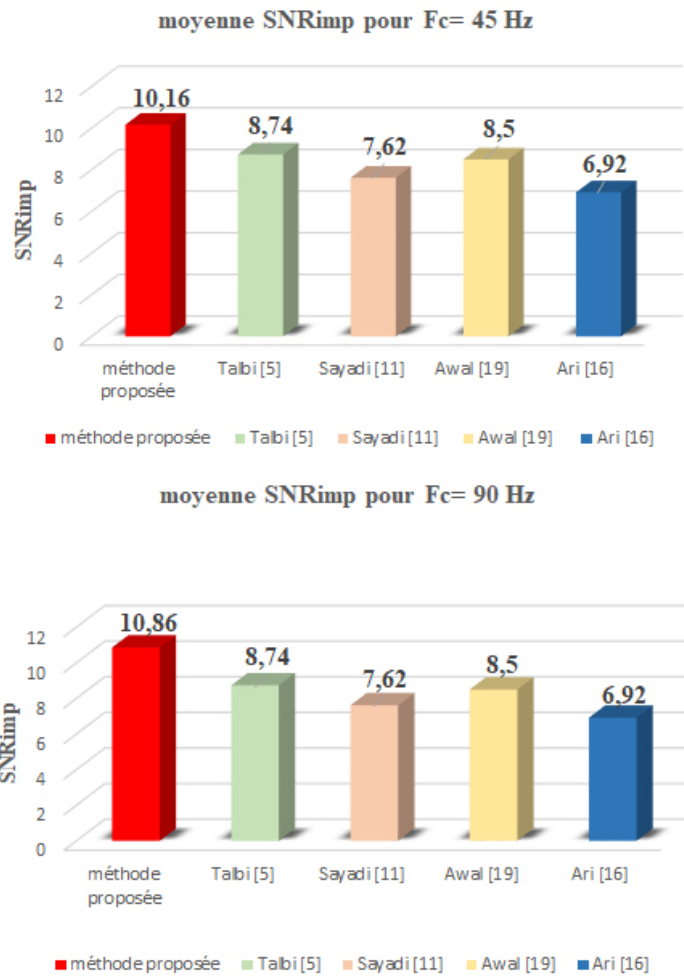


FIGURE 3.18 – Résultats comparatifs pour le bruit gaussien blanc additif (AWGN).

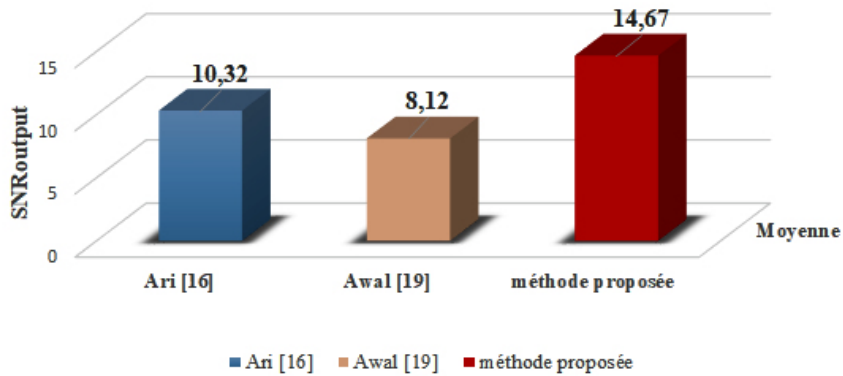


FIGURE 3.19 – Résultats comparatifs pour le bruit MA.

TABLE 3.5 – Résultats comparatifs de la méthode proposée avec quelques méthodes puissantes pour le bruit EM avec $SNR_{input} = 5$ dB.

Enregistrements	SNR_{output} (dB)		
	Ari [40]	Awal [9]	Proposed method**
101	-	5.39	12.54
103	10.32	-	12.75
111	8.54	-	12.34
116	8.32	-	12.68
122	9.60	-	12.63
205	8.55	-	12.45
Moyenne	9.06	5.39	12.56

(**) L'algorithme proposé a été testé sur des signaux sans la dérive de la ligne de base

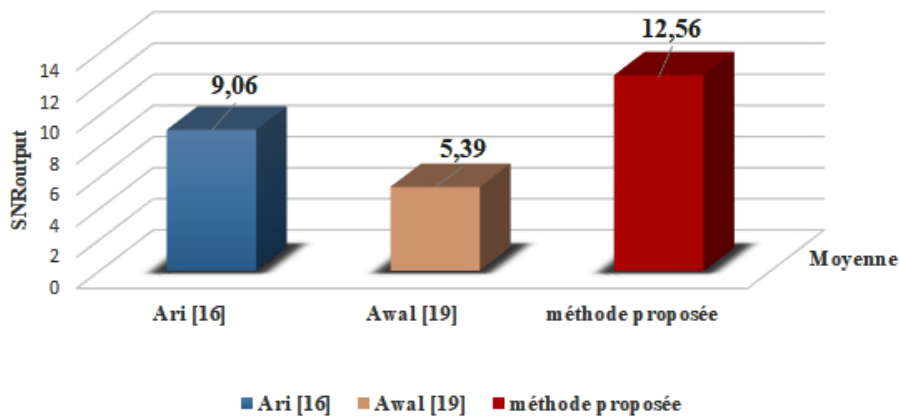


FIGURE 3.20 – Résultats comparatifs pour le bruit EM.

TABLE 3.6 – Résultats comparatifs de la méthode proposée avec le travail présenté par Yang[10] avec $SNR_{input} = 15$ dB (AWGN + EM + MA).

Enregistrements	SNR_{imp} (dB)	
	méthode proposée**	Yang[10]
101	6.17	5.92
103	7.79	6.12
111	4.95	5.90
116	7.47	6.06
122	7.26	5.77
205	6.02	6.06
Moyenne	6.61	5.971

(**) L'algorithme proposé a été testé sur des signaux sans la dérive de la ligne de base

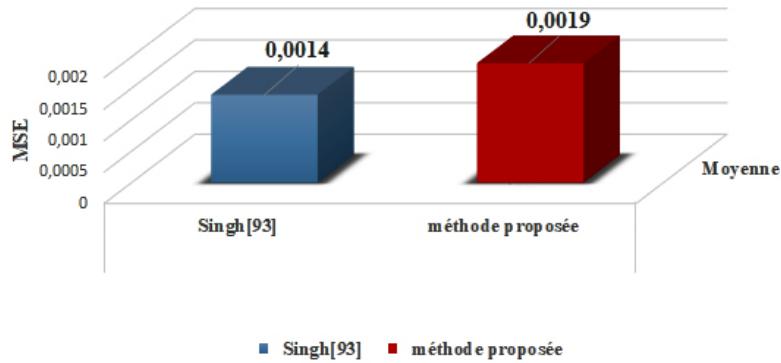


FIGURE 3.21 – Résultats comparatifs pour le bruit (AWGN + EM + MA).

TABLE 3.7 – Résultats comparatifs de la méthode proposée avec quelques travaux récents.

Enregistrements	MSE (AWGN)		NCC (BW+MA bruit)	
	Singh[102]	Méthode proposée	Satija[101]	Méthode proposée
100	0.000464	0.0004	-	0.9955
101	-	0.0006	0.979	0.9957
103	0.0014	0.0011	-	0.9971
104	-	0.0044	0.976	0.9664
105	0.0017	0.0020	-	0.9955
106	0.0026	0.0008	-	0.9954
109	-	0.004	0.989	0.9969
115	0.0012	0.0010	-	0.9969
124	-	0.0017	0.987	0.9970
203	-	0.0033	0.99	0.9946
Moyenne	0,0014	0,0019	0,984	0,9931

TABLE 3.8 – Comparaison des valeurs PRD pour la méthode proposée et *Yadav*[100] en utilisant la base de données ECG de diagnostic PTB avec $SNR_{input} = 20$ dB (les résultats sont moyennés sur les 15 dérivations des enregistrements).

Enregistrements	PRD (%)	
	méthode proposée	Yadav[100]
s0032 rem	5.80	19.10
s0207 rem	8.37	20.45
s0508 rem	5.49	18.82
s0510 rem	4.91	16.43
s0430 rem	3.68	16.81
s0035 rem	13.28	20.67
s0354lrem	6.76	20.20
s0370lrem	9.51	20.32
s0003 rem	7.72	17.51
s0012 rem	5.18	16.60
s0432 rem	4.73	17.05
s0390lrem	7.54	21.60
Moyenne	6.92	18.79

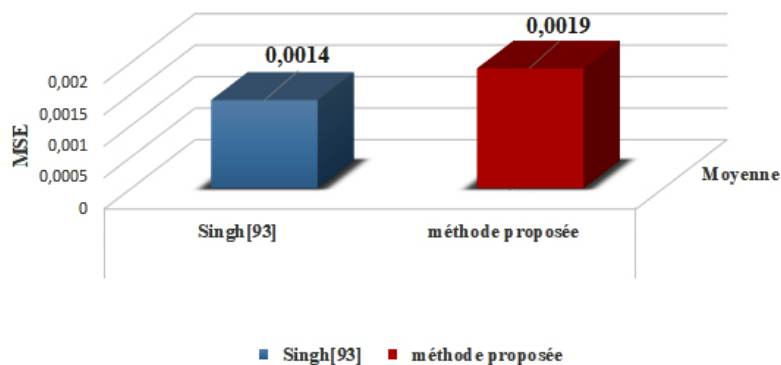


FIGURE 3.22 – Comparaison des valeurs MSE.

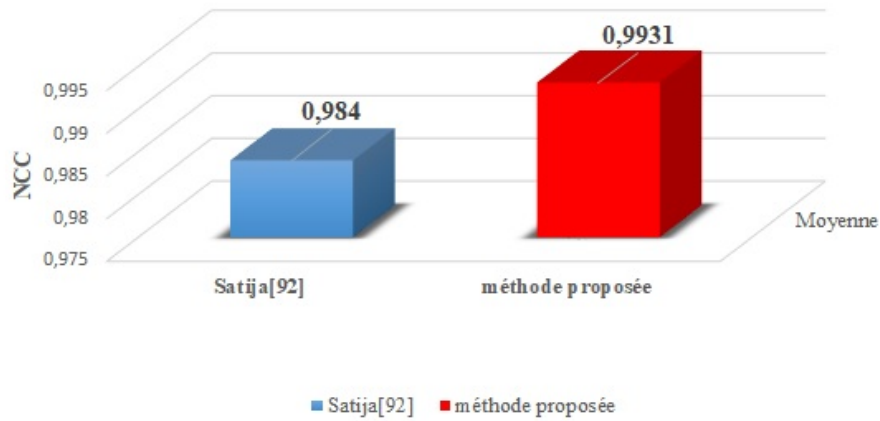


FIGURE 3.23 – Comparaison des valeurs NCC.

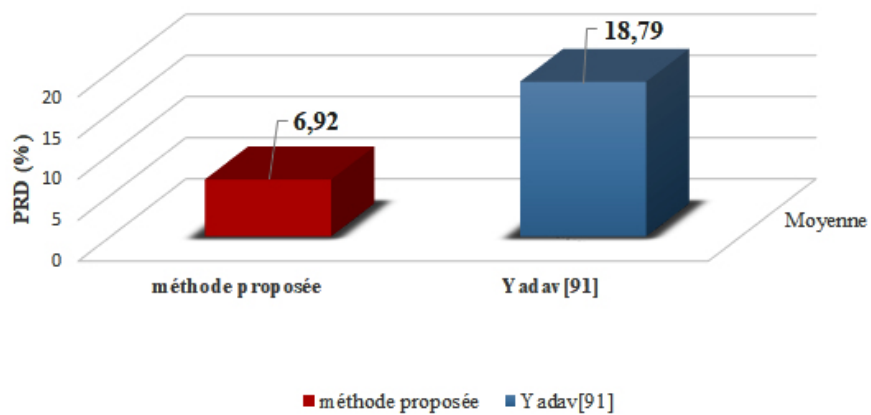


FIGURE 3.24 – Comparaison des valeurs PRD en utilisant la base de données ECG de diagnostic PTB.

TABLE 3.9 – Performance de l’algorithme proposé en utilisant différentes mesures de qualité avec un $SNR_{input} = 10$ dB.

Records	SSIM		IQI		MD		NCC		MSE		NAE	
	AWGN	BW+MA	AWGN	BW+MA	AWGN	BW+MA	AWGN	BW+MA	AWGN	BW+MA	AWGN	BW+MA
100	0.9842	0.9929	0.8799	0.8947	0.35	0.3384	0.9931	0.9955	0.0004	0.00029	0.189	0.15
101	0.9761	0.9883	0.9202	0.9883	0.47	0.3699	0.9932	0.9957	0.0006	0.0004	0.17	0.13
103	0.9805	0.9956	0.8905	0.9195	0.30	0.2885	0.9937	0.9971	0.0011	0.0005	0.16	0.10
104	0.7699	0.8005	0.866	0.8778	0.86	0.8489	0.9614	0.9664	0.0044	0.0039	0.24	0.22
105	0.9322	0.9757	0.8812	0.9126	0.70	0.7493	0.9917	0.9955	0.0020	0.0011	0.16	0.11
106	0.9650	0.9849	0.9264	0.9283	0.36	0.6417	0.9879	0.9954	0.0008	0.0011	0.15	0.11
109	0.9326	0.9818	0.9165	0.9441	0.46	0.4604	0.9922	0.9969	0.004	0.0014	0.14	0.086
115	0.9871	0.9965	0.8822	0.9039	0.48	0.4487	0.9942	0.9969	0.0010	0.00056	0.17	0.12
124	0.9582	0.9899	0.8627	0.8856	0.51	0.4986	0.9938	0.9970	0.0017	0.0008	0.16	0.11
203	0.8944	0.9557	0.8661	0.8930	0.57	0.6142	0.9903	0.9946	0.0033	0.0018	0.17	0.12
Moyenne	0.938	0.966	0.889	0.914	0.50	0.525	0.989	0.9931	0.0019	0.0011	0.17	0.12

CONTRIBUTION POUR LA CLASSIFICATION DES SIGNAUX CARDIAQUES

Sommaire

4.1	Introduction	75
4.2	Classification des signaux ECG	76
4.3	Optimisation du réseau de neurone RBF	85
4.4	Résultats de la simulation	86
4.5	Conclusion	87

4.1 Introduction

Les maladies du cœur sont causées par des problèmes qui affecte le cœur et l'empêche de fonctionner normalement. Ces maladies sont également classées selon qu'elles sont présentes à la naissance ou dues à une condition particulière. L'électrocardiographie est une technique simple et efficace dans laquelle les impulsions électriques du cœur sont amplifiées et enregistrées soit sur papier, soit sous forme de données (électrocardiogramme). L'électrocardiogramme (ECG), fournit

des détails sur la partie du cœur qui déclenche chaque impulsion (le stimulateur cardiaque, connu sous le nom de nœud sinusal), les voies de conduction nerveuse, ainsi que la vitesse et le rythme du cœur . Ces informations peuvent être récupérées soit par un expert à l'aide d'un enregistrement papier, soit automatiquement à l'aide d'un système expert contenant une base de données. Dans cette thèse, la deuxième approche a été introduite. Généralement, ces systèmes sont constitués de deux étapes, la première partie consiste à la recherche des caractéristiques discriminantes des différents battements constituant le signal d'électrocardiogramme, la deuxième étape serait la classification de ces battements selon la forme de pathologie. Dans ce chapitre, la transformée en ondelettes continue (CWT) est appliquée pour trouver des caractéristiques discriminantes et le RBFNN optimisé par la recherche de coucou via le vol Lévy est utilisé comme classificateur.

4.2 Classification des signaux ECG

Le schéma de principe de la méthode présentée dans ce travail est illustré dans la Figure 4.1. cette méthode est constituée de trois parties : La première partie est la détection des pics R, la deuxième étape est l'extraction des caractéristiques et enfin l'étape de classification. Dans l'étape de détection des pics R, nous avons utilisé l'algorithme de Pan Tompkins [47] pour détecter les pics R. Dans l'étape d'extraction des caractéristiques, la transformée en ondelettes continue est utilisée pour trouver des caractéristiques discriminantes dans le but de mieux discriminer les signaux ECG (normaux et pathologiques). La dernière étape consiste à classer automatiquement les enregistrements ECG dans les classes normales et anormales.



FIGURE 4.1 – Le schéma synoptique du classificateur suggéré

4.2.1 Détection des pics R

la détection du complexe QRS la plus populaire est introduite par Pan et Tompkins [47], cette méthode est basée sur l'application d'un filtre passe-bande pour atténuer le bruit, ce filtre se compose d'un filtre passe-bas et d'un filtre pass-haut,

ce filtre isole le complexe QRS et atténue les signaux basse fréquence indésirables tels que la dérive de la ligne de base et les hautes fréquences associée au bruit musculaire. Les différentes étapes de l'algorithme de Pan et Tompkins sont comme suit :

4.2.1.1 Filtre passe bande

Pan et Tompkins ont utilisés un filtre passe-bande pour réduire le bruit dans le signal ECG. Ainsi, il atténue la dérive de la ligne de base et l'interférence de l'onde T. la bande passante souhaitable pour maximiser l'énergie QRS est d'environ 5-15 Hz [47]. Un filtre d'entiers récursifs avec des pôles situés pour annuler les zéros sur le cercle unitaire du plan Z [47] est implémenté dans cet algorithme. Le filtre passe bande est formé par un filtre passe-bas et un filtre passe-haut montés en cascade.

Filtre passe-bas [47] La fonction de transfert du filtre passe-bas est :

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (4.1)$$

L'équation de différence du filtre après application de la transformée en Z inverse est :

$$y(n) = 2y(n - 1) - y(n - 2) + x(n) - 2x(n - 6) + x(n - 12) \quad (4.2)$$

La fréquence de coupure du filtre est d'environ 11 Hz et le gain est de 36. Le délai de traitement du filtre est de six échantillon [47].

Formule de filtre passe-haut [47] La fonction de transfert du filtre passe-haut est :

$$H(z) = \frac{(-1 + 32z^{-16} + z^{-32})}{(1 + z^{-1})} \quad (4.3)$$

$$y(n) = y(n - 1) - \frac{1}{32}x(n) + x(n - 16) - x(n - 17) + \frac{1}{32}x(n - 32) \quad (4.4)$$

4.2.1.2 Filtre dérivateur

Après l'opération de filtrage, le signal est différencié pour obtenir les informations de forte pente du complexe QRS en utilisant la formule [47] :

$$y(n) = \frac{1}{8} [2x(n) + x(n - 1) - x(n - 3) - 2x(n - 4)] \quad (4.5)$$

4.2.1.3 Transformation non linéaire

Cette opération rend tous les points de données du signal positifs [47].

$$y(n) = x^2(n) \quad (4.6)$$

4.2.1.4 intégration

L'utilisation d'une fenêtre d'intégration mobile permet d'extraire des fonctionnalités ; il est implémenté avec l'équation suivante :

$$y(nT) = \frac{1}{N} [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (4.7)$$

Où : N est la taille de la fenêtre en mouvement

4.2.1.5 Seuillage adaptatif

Le complexe QRS correspond au front montant de la forme d'onde d'intégration. La durée du front montant est égale à la largeur du complexe QRS. Un repère pour l'emplacement temporel du complexe QRS peut être déterminé à partir de ce front montant en fonction de la caractéristique de forme d'onde souhaitée à marquer telle que la pente maximale ou le pic de l'onde R.

Afin de détecter un complexe QRS, les pics locaux du signal intégré sont trouvés. Un pic est défini comme le point dans lequel le signal change de direction (d'une direction croissante à une direction décroissante). Après chaque pic, aucun pic ne peut être détecté dans les 200 ms suivantes. Il s'agit d'une contrainte physiologique due à la période réfractaire pendant laquelle la dépolarisation ventriculaire ne peut pas se produire même en présence d'un stimulus [47]. Pour réduire la possibilité de sélectionner un pic de bruit comme QRS, chaque amplitude de pic est comparée à un seuil qui prend en compte les informations disponibles sur le QRS déjà détecté et le niveau de bruit [47].

4.2.2 Recherche des caractéristiques discriminante

Dans cette partie, nous avons utilisé la transformation continue en ondelettes (CWT) pour extraire les différents paramètres caractérisant le signal ECG. Nous avons utilisé la CWT (défini dans la section 3.4.1.2 chapitre 3) pour obtenir un vecteur de caractéristiques des données ECG. Le but de cette méthode est de décomposer le signal en un ensemble d'ondelettes. La CWT est défini par la fonction suivante :

$$\Psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{S}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad s, \tau \in R, s \neq 0 \quad (4.8)$$

Où, $\Psi_{\tau,s}(t)$ est une fonction continue appelée ondelette, le paramètre s est appelé paramètre d'échelle qui contrôle la largeur de l'ondelette, est un paramètre de translation qui contrôle l'emplacement de l'ondelette. Toutes les ondelettes, $\Psi_{\tau,s}(t)$ sont dérivées de l'ondelette mère $\Psi(t)$. Dans cette étude, l'ondelette mère de Daubechies

(db8) avec l'échelle choisie $s = 8$ a été sélectionnée pour l'extraction des caractéristiques.

4.2.3 Classification par le réseau de neurone RBF

4.2.3.1 Les Réseaux des neurones artificiels

Un réseau neuronal artificiel (RNA) est un paradigme de traitement de l'information qui s'inspire de la façon dont les systèmes nerveux biologiques, comme le cerveau, traitent l'information. L'élément clé de ce paradigme est la structure originale du système de traitement de l'information. Il est composé d'un grand nombre d'éléments de traitement (neurones) hautement inter-connectés travaillant à l'unisson pour résoudre des problèmes spécifiques. Les caractéristiques d'un réseau de neurones artificiels sont l'apprentissage adaptatif : la capacité d'apprendre à effectuer des tâches en fonction des données fournies pour l'apprentissage initial ou l'expérience [104].

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est développée dans de nombreuses disciplines (sciences économiques, écologie et environnement, biologie et médecine, etc.). En particulier, ils sont appliqués pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation, de reconnaissance de formes et de mémoire associative [104]. Dans le cadre du traitement des données, le RNA est une méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide de méthodes statistiques classiques. Les RNA sont également applicables dans toutes les situations où il existe une relation non linéaire entre une variable prédictive et une variable prédite. De par leur nature et leur fonctionnement, le RNA peut détecter plusieurs interactions non linéaires entre une série de variables d'entrée Figure 4.2. Chaque neurone peut prendre des décisions de base et transmettre ces décisions à d'autres neurones, disposés en couches interconnectées. Ensemble, le réseau neuronal peut simuler presque n'importe quelle fonction et répondre à pratiquement n'importe quelle question à condition d'avoir des échantillons d'entraînement et une puissance de calcul adéquats. Le réseau de neurones fréquent ne comporte que trois couches de neurones :

- Une couche d'entrée qui accepte les variables indépendantes ou les entrées du modèle
- Une couche caché
- Une couche de sortie qui génère des prédictions

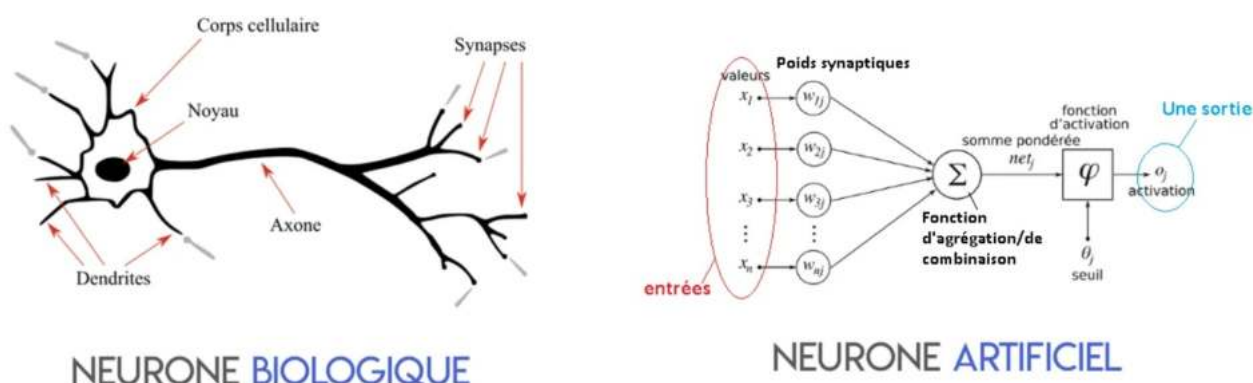


FIGURE 4.2 – Représentation mathématique d’un neurone biologique [114]

Les différents types de fonctions d’activation (seuillage) utilisés sont : une fonction de seuil de limitation stricte (une fonction de signe), une fonction linéaire ou semi-linéaire, ou une sigmoïde fréquemment utilisée.

$$y_j = f(\alpha_j) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_j}} \quad (4.9)$$

Dans certaines applications, une tangente hyperbolique est plus appropriée, car elle définit des valeurs de sortie dans la plage $[-1, +1]$. La sortie d’une unité peut également être une fonction stochastique de l’entrée totale de l’unité et l’activation n’est pas déterminée de manière déterministe par l’entrée du neurone, mais l’entrée du neurone prédestine la probabilité p qu’un neurone obtienne une valeur d’activation élevée et de nombreuses autres fonctions

4.2.3.2 Réseau de neurone RBF

Le réseau de neurones à fonction de base radiale (RBFNN) est une tâche de reconnaissance de formes largement utilisée en raison de ses algorithmes d’apprentissage rapide. Le RBFNN est un réseau hybride non linéaire qui est une structure à trois couches. En général, le réseau RBF contient une seule couche cachée. La Figure 4.4 montre la structure générale du RBFNN. La couche d’entrée fournit les informations du vecteur d’entrée à chacun des nœuds de la couche cachée. Chaque nœud de la couche cachée trouve alors la distance radiale du centre à chaque point sur la fonction de base radiale associée. Enfin, chaque nœud de la couche de sortie calcule une combinaison linéaire des activations des nœuds cachés [112, 113]. La forme mathématique générale des nœuds de sortie dans un RBFNN est la suivante :

$$y_j = \sum_{i=1}^k w_{ij} \exp\left(-\frac{\|x - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (4.10)$$

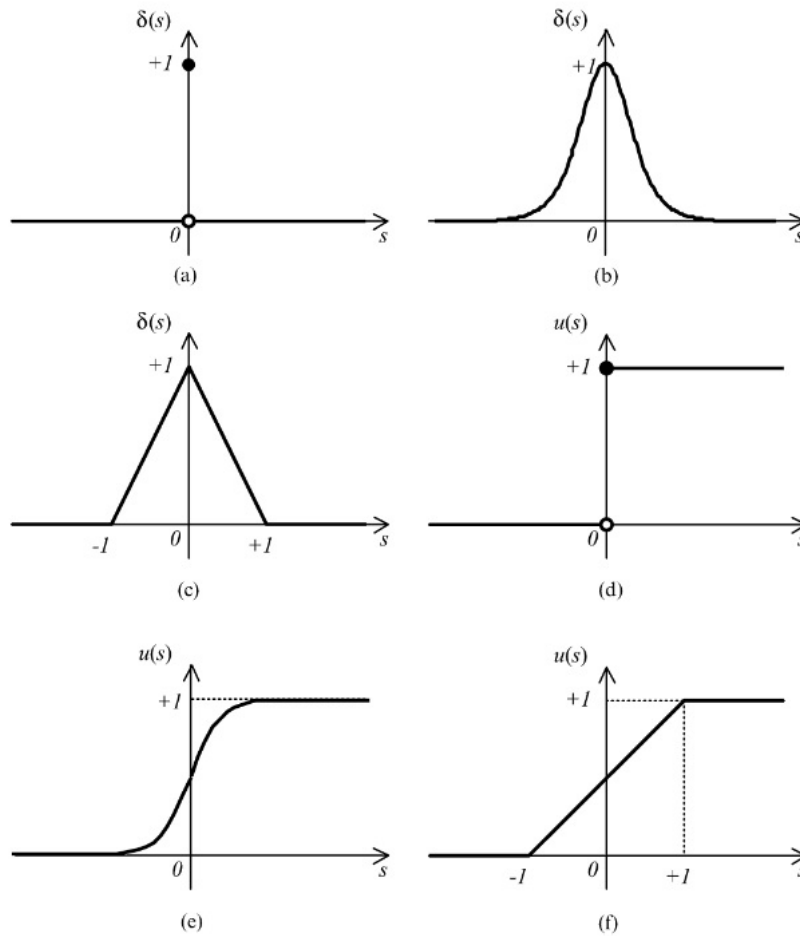


FIGURE 4.3 – Exemples de fonction d’activation : (a) impulsion unitaire, (b) Gaussienne, (c) en forme de triangle, (d) signe, (e) log-sigmoïde et (f) rampe.[111]

À partir de l’Equation (4.10) on voit clairement que la sortie du RBFNN dépend du nombre total de neurones k , des poids entre la sortie et la couche cachée du réseau w_{ij} , des centres de chaque neurone μ_i et enfin de la bande passante de chaque neurone σ_i . Ainsi, la performance de classification du RBFNN réside dans la détermination des paramètres corrects pour le réseau.

De toute évidence, il n’y a aucune contrainte sur la taille de la couche de sortie, sauf pour suggérer que la taille de la couche de sortie est généralement beaucoup plus petite que celle de la couche cachée. Désormais, nous nous concentrons sur l’utilisation de la fonction gaussienne comme fonction d’activation du RBF, chaque unité de calcul dans la couche cachée du réseau doit être décrit comme suit :

$$\varphi_j(x) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|x - x_j\|^2\right), \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (4.11)$$

Dans cette étape, un signal ECG est classé en fonction de son vecteur de caractéristiques extrait de l’échelle 8 CWT au moyen d’un réseau de neurones RBF (Radial

Base Function Network). La structure du RBF bien connu est représentée sur la Figure 4.4, le RBF est composé de trois couches : la couche d'entrée, la couche cachée et la couche de sortie [113].

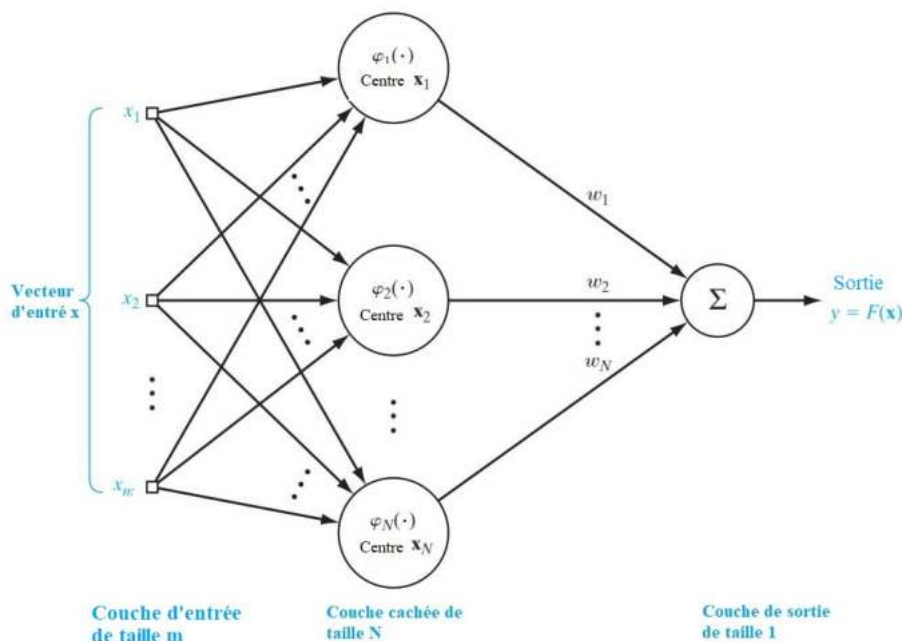


FIGURE 4.4 – Structure du réseau neuronal de la fonction de base radiale (RBF) [115]

4.2.4 Optimisation du classifieur

4.2.4.1 Recherche de coucou via le vol Lévy

Les algorithmes métaheuristiques inspirés de la nature émergent rapidement comme moyen de résoudre des problèmes d'optimisation. L'un d'eux est la recherche de coucou (CS), développé par Yang et Deb en 2009 [105]. Il est basé sur le parasitisme des couvées utilisé par les coucous comme stratégie de reproduction. Plus spécifiquement, parasitisme intra-spécifique du couvain. Ce comportement intéressant des coucous consiste à déléguer leur rôle parental à d'autres oiseaux (généralement d'autres espèces). Pour ce faire, le coucou sélectionne au hasard certains nids d'hôtes. Certains coucous pourraient même imiter les nids d'hôtes pour y pondre leurs œufs. Ils disperseront leurs œufs sur divers hôtes préférés [106]. Il existe trois formes de base de parasitisme du couvain : intra-spécifique du couvain, la reproduction coopérative et la nidification.

Certains oiseaux hôtes peuvent être en conflit direct avec des coucous perturbateurs. Si l'oiseau hôte apprend que les œufs ne sont pas ceux de lui, il jette ces œufs

étrangers ou quitte simplement le nid et construit un nouveau nid ailleurs. Certaines espèces de coucous, comme la *Tapera* parasite du couvain du Nouveau Monde, ont évolué de telle sorte que les coucous parasites femelles sont souvent très habiles dans le mimétisme des couleurs et le motif des œufs de quelques espèces hôtes sélectionnées [107]. Cela diminue le risque d'abandon de leurs œufs et augmente donc leur potentiel reproducteur.

De plus, le moment de la ponte de certaines espèces est également incroyable. Les coucous parasites préfèrent également un nid où l'oiseau hôte n'a pondé que ses propres œufs. En général, les œufs de coucou éclosent un peu plus tôt que les œufs hôtes. Lorsque le premier poussin coucou éclot, la première action instinctive qu'il prendra est d'éjecter les œufs de l'hôte en les propulsant aveuglément hors du nid, ce qui augmente la part du poussin coucou dans la nourriture fournie par l'oiseau hôte. Des études montrent également qu'un poussin coucou peut également imiter l'appel des poussins hôtes pour avoir accès à d'autres possibilités d'alimentation.

D'un autre côté, différentes études ont montré que le comportement en vol de plusieurs animaux et insectes a démontré les caractéristiques typiques des vols de prélèvement.

Une étude récente de Reynolds et Frye sur les vols Levy indique que la plupart des animaux et des insectes explorent leur environnement en utilisant une séquence de trajectoires de vol rectilignes ponctuées par un virage soudain à 90 degrés. Ce type de comportement est appelé recherche intermittente sans échelle de style Lévy. Par la suite, ce comportement a été utilisé pour l'optimisation et l'étude optimale, et les résultats préliminaires indiquent sa capacité prometteuse [108–110].

Pour simplifier l'explication de la nouvelle recherche de coucou, les trois règles idéalisées suivantes :

- Chaque coucou pond un œuf à la fois et jette son œuf dans un nid choisi au hasard
- Les meilleurs nids avec des œufs de haute qualité seront transférés à la prochaine génération.
- Le nombre de nids d'hôtes disponibles est fixe et l'œuf pondé par le coucou est découvert par l'oiseau hôte avec une probabilité $pa \in [0, 1]$.

Dans ce cas, l'oiseau hôte peut soit jeter l'œuf, soit quitter le nid et construit un nouveau nid. Pour simplifier, cette dernière affirmation peut être approximée par le remplacement de la fraction pa des n nids par de nouveaux nids (avec de nouvelles solutions aléatoires).

Afin d'optimiser le problème, la qualité ou l'adéquation de la solution doit simplement être proportionnelle à la valeur de la fonction objectif. D'autres types de

fonction objectif peuvent être caractérisés d'une manière similaire à la fonction objectif des algorithmes génétiques. Pour plus de facilité, nous pouvons utiliser les représentations simples suivantes : chaque œuf dans un nid est une solution, et un œuf de coucou correspond à une nouvelle solution, dont le but est d'utiliser des solutions nouvelles et potentiellement meilleures (coucous) pour remplacer un non-bonne-solution dans les nids. Cet algorithme peut être généralisé à un cas plus compliqué où chaque nid a plusieurs œufs qui représentent un ensemble de solutions.

Recherche de coucou via le vol Lévy [105]

begin Fonction objective $f(x)$, $x_i = (x_1, \dots, x_d)^T$
Générer une population initiale de
 n nids d'hôtes $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$
Tant que ($t < \text{Max Génération}$) ou (critère d'arrêt)
Obtenez un coucou au hasard par les vols de Lévy
évaluer sa qualité / sa forme F_i
Choisissez un nid parmi n (disons j) au hasard
Si ($F_i > F_j$),
remplacer j par la nouvelle solution ;
Fin
Une fraction (pa) de pires nids
sont abandonnés et de nouveaux sont construits ;
Gardez les meilleures solutions
(ou s'emboîte avec des solutions de qualité) ;
Classez les solutions et trouvez les meilleures du moment
se terminer pendant
Résultats et visualisation du post-traitement
Fin

L'équation du vol Lévy est défini comme suit :

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \text{Lévy}(\lambda) \quad (4.12)$$

Où $\alpha > 0$ est la taille de phase qui doit être associée aux échelles du problème concerné. Dans la plupart des cas, $\alpha = 1$ peut être utilisé. L'équation ci-dessus est essentiellement une équation stochastique pour la marche aléatoire. D'une manière générale, une marche aléatoire est une chaîne de Markov dont le prochain statut / position dépend uniquement de l'emplacement actuel (le premier terme de l'équation ci-dessus) et de la probabilité de transfert (le deuxième terme). L'attachement de

produit implique des multiplications d'attachement. Ce produit intermédiaire est similaire à ceux utilisés dans PSO, mais ici, une promenade aléatoire via le vol Levy est plus efficace pour explorer l'espace de recherche car sa durée de phase est beaucoup plus longue sur le long terme. Le vol de Levy est essentiellement une marche aléatoire, tandis que la longueur de phase aléatoire est tirée de la distribution de Lévy.

$$Lévy \sim u = t^{-\lambda}, \quad (1 < \lambda \leq 3) \quad (4.13)$$

4.3 Optimisation du réseau de neurone RBF

Dans le RBFNN, les paramètres, les centres (c_i) et les poids (w_i), sont entraînés à l'aide de la recherche de coucou pour entraîner les paramètres du réseau neuronal par des vols de prélèvement. L'entraînement du réseau neuronal artificiel est traité à des époques. Notre approche proposée se concentre sur la modification des paramètres à l'aide de la recherche de coucou via le vol de Lévy. Les erreurs à chaque époque correspondront à la valeur de la forme physique où une haute qualité indique une petite erreur, une grande erreur indique une faible aptitude. Afin d'estimer l'erreur de prévision de notre système proposé, nous ajoutons également une erreur quadratique moyenne. L'erreur quadratique moyenne sera déterminée à l'aide du formulaire suivant :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (y_{estimé}(i) - y_{mesuré}(i))^2 \quad (4.14)$$

Recherche de coucou via le vol Lévy et réseau de neurone RBF

Chargez les données d'entraînement

*Tant que Nombre d'évaluations d'objectifs < Nombre maximal d'évaluations **Faire***

pour** tous les nids de coucou **Faire

pour** toutes les données d'entraînement **Faire

Faire avancer le réseau neuronal

Calculer l'approximation de la fonction

errori leftarrow sortie réelle du réseau de données

Fin pour

Calculer l'erreur quadratique moyenne

Fin pour

// Minimisez l'erreur en ajustant le réseau

// paramètres utilisant la recherche de coucou

Génère un œuf de coucou (x_j) en prenant un vol de Lévy

à partir d'une imbrication aléatoire

$F_j = f(x_j)$

Choisissez un nid aléatoire i

Si $F_j > F_i$ alors

$x_i \leftarrow x_j$

$F_i \leftarrow F_j$

Fin Si

Abandonner une fraction par an des pires nids

Construisez de nouveaux nids à de nouveaux endroits via Lévy Flights to
remplacer les nids perdus

Évaluez l'aptitude des nouveaux nids et classez toutes les solutions

Fin tant que

Enregistrez les paramètres

pour toutes les données réelles **Faire**

Faire avancer le réseau neuronal

Enregistrez la sortie

Fin pour

4.4 Résultats de la simulation

4.4.1 Utilisation de la recherche de coucou via l'algorithme de vol de prélèvement pour optimiser les paramètres du RBF

La recherche du coucou (CS) a été introduite et proposée pour la première fois par Yang et Deb dans [105], Les coucous ont une stratégie de reproduction agressive, la femelle pond des œufs dans les nids d'autres oiseaux, si l'oiseau hôte découvre que les œufs ne sont pas leur propriétaire, ils les jetteront ou abandonneront le nid. La recherche de coucou est caractérisée par la représentation suivante [105] :

- Chaque étang de coucou un œuf et disposer l'œuf dans un nid au hasard
- Les meilleurs nids avec des œufs de haute qualité seront transférés à la prochaine génération.

Le nombre de nids d'hôte disponibles est fixe et l'œuf pondu par un coucou est découvert par l'oiseau hôte avec un Probabilité $P_a \in (0, 1)$. La découverte fonctionne sur un ensemble de pires nids et à découvert des solutions tirées de calculs plus avancés.

TABLE 4.1 – Nombre de données utilisées dans la phase d'apprentissage et de test.

	Nombre de battements		Enregistrements
	Apprentissage	Teste	
Normal	300	8000	100, 101, 103, 115, 234
Anormal	300	4100	119, 221, 228

TABLE 4.2 – Résultat de classification de RBF-Cuckoo search avec le vol Lévy.

	Sensibilité	Précision
Moyenne	98.92%	98.32%

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthode pour classifier le signal électrocardiogramme en deux classes (normale et anormale). Cette méthode se compose de trois blocs principaux à savoir : le bloc d'extraction des caractéristiques et le bloc de classification et d'optimisation. Pour le premier bloc la technique utilisée pour l'extraction de différentes caractéristiques a été basée sur la transformé en ondelette continue (CWT). Les caractéristiques trouvées ont été utilisées comme entrée d'un classificateur qui représente le deuxième bloc. Ce classificateur est le RBF optimisé l'algorithme d'optimisation recherche de coucou via le vol Lévy qui représente le troisième bloc. Un résultat satisfaisant en termes de précision (98.32%) a été trouvé ce qui affirme l'efficacité de la méthode proposée.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusions

Les principales contributions de ce travail se résument en :

- * Une nouvelle méthode pour l'amélioration de la qualité du signal ECG
- * Le développement d'une technique pour la classification des signaux ECG

Dans le premier chapitre nous avons décrit le système cardiovasculaire ainsi que l'origine et la nature des signaux électrocardiogrammes, et les différents types du bruit qui peuvent corrompre ce signal (ECG) et également les différentes classes des arythmies cardiaques.

Le deuxième chapitre a évoqué l'état de l'art de chaque étape de la classification des signaux cardiovasculaires. Une revue exhaustive des différentes techniques utilisées dans chaque étape de classification aux signaux ECG a été effectuée.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté notre première contribution ainsi que les aspects théoriques et fondamentaux des différentes techniques utilisées. L'objectif de cette contribution était de développer un algorithme multi-étages pour améliorer la qualité des signaux ECG. Pour atteindre cet objectif, nous avons associé la transformée en ondelette (WT), le filtre Wiener 1D adaptatif, le filtre passe bas basé sur la FFT et le filtre de lissage Savitzky Golay (avec la récupération des pics R et les zones environnantes) pour réduire l'effet du BW, l'AWGN, l'EM, le MA et les bruits composites contaminant les signaux ECG. Les résultats obtenus proviennent de plusieurs tests expérimentaux approfondis. Ainsi, par la comparaison aux divers algorithmes de référence, la technique montre un comportement performant contre les susmentionnés bruits.

Dans le quatrième chapitre, notre deuxième objectif était de développer un classifieur automatique avec une capacité de discrimination. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé un algorithme d'extraction de caractéristiques basé sur la transformée en ondelette continue et le réseau de neurone RBF, ce dernier a été optimisé par le biais de l'optimiseur méta-heuristique cuckoo search via lévy flight. La classification concernait la classification binaire traitant les deux cas : normal et anormal. Égale-

ment, la méthode présente des résultats satisfaisants dans la base de donnée de la MIT-BIH.

Perspectives

Comme perspectives nous suggérons :

- * L'élaboration d'une technique d'accélération dédiée aux algorithmes couteux en temps. Nous pouvons prendre comme exemple : les algorithmes longs de détection des pics R.
- * L'inclusion d'autres signaux cardiaques (les signaux phonocardiogrammes, les signaux photo-pléthysmogrammes) pour renforcer la décision du système expert. Le travail future peut porté sur la fusion intelligente de données ou sur la fusion de classifieurs.
- * Le développement de cartes d'acquisition des signaux physiologiques « low cost » qui peuvent embarquer le système expert.

Bibliographie

- [1] A. B. Luna, "Clinical arrhythmology," Chichester : John Wiley, 2011.
- [2] A. Harkat, R. Benzid, and N. Athamena, "A Multistage Algorithm Design for Electrocardiogram Signal Denoising," *Journal of Circuits, Systems and Computers*, vol. 30, no. 04, pp. 2150061, 2020.
- [3] A. Harkat, R. Benzid, and L. Saidi, "Features extraction and classification of ECG beats using CWT combined to RBF neural network optimized by cuckoo search via levy flight," *2015 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, Boumerdes, Algeria, 2015.
- [4] Y. Lu, J. Yan and Y. Yam, "Model-based ECG denoising using empirical mode decomposition", *2009 IEEE Int. Conf. Bioinformatics and Biomedicine*, Washington, pp. 191–196, 2009.
- [5] E.-S. A. El-Dahshan, "Genetic algorithm and wavelet hybrid scheme for ECG signal denoising," *Telecommunication Systems*, vol. 46, no. 3, pp. 209–215, 2010.
- [6] L. Smital, M. Vitek, J. Kozumplik, and I. Provaznik, "Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 2, pp. 437–445, 2013.
- [7] M. O. U. R. A. D. TALBI, "Electrocardiogram de-noising based on forward wavelet transform translation invariant application in bionic wavelet domain," *Sadhana*, vol. 39, no. 4, pp. 921–937, 2014.
- [8] O. Sayadi and M. B. Shamsollahi, "Multiadaptive Bionic Wavelet Transform : Application to ECG Denoising and Baseline Wandering Reduction," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, no. 1, pp. 1–11, **2007**.
- [9] M. A. Awal, S. S. Mostafa, M. Ahmad, and M. A. Rashid, "An adaptive level dependent wavelet thresholding for ECG denoising," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 34, no. 4, pp. 238–249, 2014.

- [10] Y. Yang and Y. Wei, "RANDOM INTERPOLATION AVERAGE FOR ECG SIGNAL DENOISING USING MULTIPLE WAVELET BASES," *Biomedical Engineering : Applications, Basis and Communications*, vol. 25, no. 04, p. 1350042, 2013.
- [11] M. Visinescu, C. A. Bashour, M. Bakri, and B. G. Nair, "Automatic detection of QRS complexes in ECG signals collected from patients after cardiac surgery," 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society New York, pp. 3724–3727, 2006.
- [12] S. L. Joshi, R. A. Vatti, and R. V. Tornekar, "A Survey on ECG Signal Denoising Techniques," 2013 International Conference on Communication Systems and Network Technologies, pp. 60–64, 2013.
- [13] Z. Zidelmal, A. Amirou, D. Ould-Abdeslam, A. Moukadem, and A. Dieterlen, "QRS detection using S-Transform and Shannon energy," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 116, no. 1, pp. 1–9, 2014.
- [14] G. B. Moody and R. G. Mark, "The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 45–50, 2001. <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>
- [15] R. Bousseljot, D. Kreiseler, A. Schnabel, der, N. Der, "EKG-signal-datenbank CARDIODAT der PTB ber das internet," *Biomedizinische Technik*, Vol. 40, pp. 317-318, 1995.
- [16] P. deChazal, M. O'Dwyer, and R. B. Reilly, "Automatic Classification of Heartbeats Using ECG Morphology and Heartbeat Interval Features," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 7, pp. 1196–1206, 2004.
- [17] İ. Güler and E. D. Übeyli, "ECG beat classifier designed by combined neural network model," *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 2, pp. 199–208, 2005.
- [18] S.-N. Yu and Y.-H. Chen, "Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, no. 10, pp. 1142–1150, 2007.
- [19] C. Wen, T.-C. Lin, K.-C. Chang, and C.-H. Huang, "Classification of ECG complexes using self-organizing CMAC," *Measurement*, vol. 42, no. 3, pp. 399–407, 2009.

- [20] Can Ye, M. T. Coimbra, and B. V. Vijaya Kumar, "Arrhythmia detection and classification using morphological and dynamic features of ECG signals," 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, Buenos Aires, Argentina, pp. 1918–1921, 2010.
- [21] Q. Qin, J. Li, L. Zhang, Y. Yue, and C. Liu, "Combining Low-dimensional Wavelet Features and Support Vector Machine for Arrhythmia Beat Classification," *Scientific Reports*, vol. 7, no. 1, pp. 6067–6079, 2017.
- [22] T. Li and M. Zhou, "ECG Classification Using Wavelet Packet Entropy and Random Forests," *Entropy*, vol. 18, no. 8, pp. 285-301, 2016.
- [23] M. Kallas, C. Francis, L. Kanaan, D. Merheb, P. Honeine, and H. Amoud, "Multi-class SVM classification combined with kernel PCA feature extraction of ECG signals," 2012 19th International Conference on Telecommunications (ICT), pp. 1-5, 2012.
- [24] L. S. Lilly, "Pathophysiology of heart disease a collaborative project of medical students and faculty," Philadelphia, Pa : Wolters Kluwer, 2016.
- [25] FEDECARDIO "Le fonctionnement du coeur," 2020. From <https://www.fedecardio.org/Je-m-informe/Le-coeur/le-fonctionnement-du-coeur>.
- [26] "Hypertension pulmonaire : Causes, symptomes, diagnostic et traitements," 2020. From <https://www.sante-sur-le-net.com/maladies/cardiologie/hypertension-pulmonaire>.
- [27] R. Rhoades, and D. R. Bell, "Medical physiology : Principles for clinical medicine," Philadelphia : Wolters Kluwer, 2018.
- [28] B. Surawicz, T. K. Knilans, and T. Chou, "Chou's electrocardiography in clinical practice," Philadelphia, PA : Saunders/Elsevier, 2008.
- [29] Comprendre la Fibrillation auriculaire, 2021. From <https://www.ottawaheart.ca/fr/vivre-avec-la-fibrillation-auriculaire/comprendre-la-fibrillation-auriculaire>
- [30] D. H. Bennett, "Cardiac arrhythmias : Practical notes on interpretation and treatment". London : Hodder Arnold, 2006.
- [31] K. E. Barrett, and W. F. Ganong, "Ganong's review of medical physiology," New York : McGraw-Hill Medical, 2010.

- [32] J. K. Perloff, "Physical Examination of the Heart and Circulation (4th Edition)," PMPH USA, 2009.
- [33] K. Rogers, "The Cardiovascular System," United States : Britannica Digital Learning, 2011.
- [34] Bundle branch block. 2020. From <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/bundle-branch-block/multimedia/bundle-branch-block/img-20008362>
- [35] N. Kannathal, U. R. Acharya, P. Joseph, L. C. Min, J. S. Suri, "Analysis of electrocardiograms," *Advances in cardiac signal processing*, (eds). U. R. Acharya, J. S. Suri, J. A. E. Spaan, and S. M. Krishnan, springer, Berlin, pp. 55–81, 2007.
- [36] S. V. Vaseghi, "Advanced digital signal processing and noise reduction," Chichester, England : John Wiley and Sons, 2006.
- [37] J. A. Kors, G. V. Herpen, "Computer analysis of the electrocardiogram", *Comprehensive electrocardiology*, (eds). P. W. Macfarlane, A. V. Oosterom, O. Pahlm, P. Kligfield, M. Janse, and J. Camm, springer, London, pp.1723–1765, 2011.
- [38] Heart arrhythmia. 2020. From <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/heart-arrhythmia/diagnosis-treatment/drc-20350674>
- [39] M. A. Kabir and C. Shahnaz, "Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, no. 5, pp. 481–489, 2012.
- [40] S. Ari, M. K. Das, and A. Chacko, "ECG signal enhancement using S-Transform," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 43, no. 6, pp. 649–660, 2013.
- [41] M. Al Mahamdy and H. B. Riley, "Performance Study of Different Denoising Methods for ECG Signals," *Procedia Computer Science*, vol. 37, pp. 325–332, 2014.
- [42] M. Rakshit and S. Das, "An efficient ECG denoising methodology using empirical mode decomposition and adaptive switching mean filter," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 40, pp. 140–148, 2018.
- [43] Ahmad, A. S. S., Matti, M. S., Alhabib, O. A. M., Shaikhow, S. (2018). Denoising of Arrhythmia ECG Signals. *International Journal of Medical Research Health Sciences*, vol. 7, no. 3, pp. 83–93. 2018.
- [44] D. Zhang, S. Wang, F. Li, J. Wang, A. K. Sangaiah, V. S. Sheng, and X. Ding, "An ECG Signal De-Noising Approach Based on Wavelet Energy and Sub-Band Smoothing Filter," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 22, pp. 4968, 2019.

- [45] Bahaz, M. and Benzid, R. (2018). Efficient algorithm for baseline wander and powerline noise removal from ECG signals based on discrete Fourier series. *Australasian Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 41(1), 143–160. <https://doi.org/10.1007/s13246-018-0623-1>
- [46] A. K. Dwivedi, H. Ranjan, A. Menon, and P. Periasamy, “Noise Reduction in ECG Signal Using Combined Ensemble Empirical Mode Decomposition Method with Stationary Wavelet Transform,” *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 40, no. 2, pp. 827–844, 2020.
- [47] J. Pan and W. J. Tompkins, “A Real-Time QRS Detection Algorithm,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [48] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli, “Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 11, pp. 1137–1141, 1995.
- [49] N. M. Arzeno, Z.-D. Deng, and C.-S. Poon, “Analysis of First-Derivative Based QRS Detection Algorithms,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 2, pp. 478–484, 2008.
- [50] D. Sadhukhan and M. Mitra, “R-Peak Detection Algorithm for Ecg using Double Difference And RR Interval Processing,” *Procedia Technology*, vol. 4, pp. 873–877, 2012.
- [51] A. K. Dohare, V. Kumar, and R. Kumar, “An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram,” *Computers and Electrical Engineering*, vol. 40, no. 5, pp. 1717–1730, 2014.
- [52] F. Bouaziz, D. Boutana, and M. Benidir, “Multiresolution wavelet-based QRS complex detection algorithm suited to several abnormal morphologies,” *IET Signal Processing*, vol. 8, no. 7, pp. 774–782, 2014.
- [53] Y. Xiang, Z. Lin, and J. Meng, “Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network,” *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 17, no. 1, 2018.
- [54] A. Kumar, R. Ranganatham, R. Komaragiri, and M. Kumar, “Efficient QRS complex detection algorithm based on Fast Fourier Transform,” *Biomedical Engineering Letters*, vol. 9, no. 1, pp. 145–151, 2019.

- [55] U. Kunzmann, G. Wagner, J. Schöchlin, and A. Bolz, "PARAMETER EXTRACTION OF ECG SIGNALS IN REAL-TIME," *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*, vol. 47, no. s1b, pp. 875–878, 2002.
- [56] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. McSharry, "Advanced methods and tools for ECG data analysis," Boston : Artech House, 2006.
- [57] S. YU and K. CHOU, "Integration of independent component analysis and neural networks for ECG beat classification," *Expert Systems with Applications*, vol. 34, no. 4, pp. 2841–2846, 2008.
- [58] A. Hyvarinen, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 10, no. 3, pp. 626–634, 1999.
- [59] H. Li, X. Feng, L. Cao, E. Li, H. Liang, and X. Chen, "A New ECG Signal Classification Based on WPD and ApEn Feature Extraction," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 35, no. 1, pp. 339–352, 2015.
- [60] Y. Kutlu and D. Kuntalp, "Feature extraction for ECG heartbeats using higher order statistics of WPD coefficients," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 105, no. 3, pp. 257–267, 2012.
- [61] O. Faust, R. Acharya U, S. M. Krishnan, and L. C. Min, "Analysis of cardiac signals using spatial filling index and time-frequency domain," *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 3, no. 1, 2004.
- [62] Y.-C. Yeh, W.-J. Wang, and C. W. Chiou, "Cardiac arrhythmia diagnosis method using linear discriminant analysis on ECG signals," *Measurement*, vol. 42, no. 5, pp. 778–789, 2009.
- [63] M. Kaur and A. S. Arora, "Classification of ECG signals using LDA with factor analysis method as feature reduction technique," *Journal of Medical Engineering and Technology*, vol. 36, no. 8, pp. 411–420, 2012.
- [64] J.-S. Wang, W.-C. Chiang, Y.-L. Hsu, and Y.-T. C. Yang, "ECG arrhythmia classification using a probabilistic neural network with a feature reduction method," *Neurocomputing*, vol. 116, pp. 38–45, 2013.
- [65] A. Daamouche, L. Hamami, N. Alajlan, and F. Melgani, "A wavelet optimization approach for ECG signal classification," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, no. 4, pp. 342–349, 2012.

- [66] N. Alajlan, Y. Bazi, F. Melgani, S. Malek, and M. A. Bencherif, "Detection of premature ventricular contraction arrhythmias in electrocardiogram signals with kernel methods," *Signal, Image and Video Processing*, vol. 8, no. 5, pp. 931–942, 2012.
- [67] S. Shadmand and B. Mashoufi, "A new personalized ECG signal classification algorithm using Block-based Neural Network and Particle Swarm Optimization," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 25, pp. 12–23, 2016.
- [68] R. Varatharajan, G. Manogaran, and M. K. Priyan, "A big data classification approach using LDA with an enhanced SVM method for ECG signals in cloud computing," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 77, no. 8, pp. 10195–10215, 2018.
- [69] Y.-H. Chen and S.-N. Yu, "Comparison of Different Wavelet Subband Features in the Classification of ECG Beats Using Probabilistic Neural Network," 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2006.
- [70] M. Korürek and B. Doğan, "ECG beat classification using particle swarm optimization and radial basis function neural network," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 12, pp. 7563–7569, 2010.
- [71] B. A. B. Y. Paul, K. T. Shanavaz, and P. Mythili, "A new optimized wavelet transform for heart beat classification," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 15, no. 05, p. 1550081, 2015.
- [72] S. Faziludeen and P. Sankaran, "ECG Beat Classification Using Evidential K-Nearest Neighbours," *Procedia Computer Science*, vol. 89, pp. 499–505, 2016.
- [73] H. Alquran, A. M. Alqudah, I. Abu-Qasmieh, A. Al-Badarneh, and S. Almashaqbeh, "ECG classification using higher order spectral estimation and deep learning techniques," *Neural Network World*, vol. 29, no. 4, pp. 207–219, 2019.
- [74] J. Li, Y. Si, T. Xu, and S. Jiang, "Deep Convolutional Neural Network Based ECG Classification System Using Information Fusion and One-Hot Encoding Techniques," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2018, pp. 1–10, 2018.
- [75] S. Kiranyaz, T. Ince, and M. Gabbouj, "Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1-D Convolutional Neural Networks," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, no. 3, pp. 664–675, 2016.

- [76] X. Zhai and C. Tin, "Automated ECG Classification Using Dual Heartbeat Coupling Based on Convolutional Neural Network," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 27465–27472, 2018.
- [77] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data," *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Baltimore, pp. 24a–25a, 1994.
- [78] Donghui Zhang, "Wavelet Approach for ECG Baseline Wander Correction and Noise Reduction," *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai, pp. 1212-1215, 2005.
- [79] A. Sharma, R. Sharma, and S. Toshniwal, "Efficient Use of Bi-orthogonal Wavelet Transform for Cardiac Signals," *International Journal of Computer Applications*, vol. 89, no. 8, pp. 19–23, 2014.
- [80] B.-U. Kohler, C. Hennig, and R. Orglmeister, "The principles of software QRS detection," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 21, no. 1, pp. 42–57, 2002.
- [81] M. L. Ahlstrom and W. J. Tompkins, "Automated High-Speed Analysis of Holter Tapes with Microcomputers," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-30, no. 10, pp. 651–657, 1983.
- [82] M. Chakraborty and S. Das, "Determination of Signal to Noise Ratio of Electrocardiograms Filtered by Band Pass and Savitzky-Golay Filters," *Procedia Technology*, vol. 4, pp. 830–833, 2012.
- [83] P. S. Diniz, A. B. Da Silva, S. L. Netto, "Digital signal processing : System analysis and design" *Cambridge : Cambridge University Press*, 2010.
- [84] Z. He, "Wavelet analysis and transient signal processing applications for power systems," Singapore : John Wiley and Sons, 2016.
- [85] Y. M. Wang and T. Li, "Image De-Noising Method with Noise Control Materials Based on Wavelet Transform and Wiener Filter," *Advanced Materials Research*, vol. 459, pp. 219–223, 2012.
- [86] M. Djebbouri, D. Djebbouri, and R. Naoum, "Wavelet-based inverse halftoning for error diffused halftones," *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, vol. 59, no. 2, pp. 128–133, 2005.

- [87] MathWorks, "Image processing toolbox for use with Matlab," (The MathWorks, Natick, MA), 2001.
- [88] M. Rahman, "Applications of Fourier transforms to generalized functions," *Boston, MA : WIT Press*, 2011.
- [89] D. Sundararajan, "The Discrete Fourier transform : Theory, algorithms and applications," *Singapore : World Scientific*, 2001.
- [90] D. Takahashi, "Fast Fourier Transform algorithms for parallel computers," *S.I. : Springer Verlag, Singapor*, 2020.
- [91] E. R. Marsh, "Precision spindle metrology," (DEStech Publications, Lancaster), 2010.
- [92] H. S. Shin, C. Lee, and M. Lee, "Ideal Filtering Approach on DCT Domain for Biomedical Signals : Index Blocked DCT Filtering Method (IB-DCTFM)," *Journal of Medical Systems*, vol. 34, no. 4, pp. 741–753, 2010.
- [93] Morizet-Mahoudeaux, P., Moreau, C., Moreau, D. and Quarante, J. J. (1981). Simple microprocessor-based system for online ECG arrhythmia analysis, *Med. Biol. Eng. Comput.* **19**, 497–500.
- [94] R. Rhoades and D. R. Bell, "Medical physiology : Principles for clinical medicine," (Wolters Kluwer, Philadelphia), 2012.
- [95] M. Rakshit and S. Das, "An efficient ECG denoising methodology using empirical mode decomposition and adaptive switching mean filter," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 40, pp. 140–148, 2018.
- [96] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment : From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [97] S. M. R. Islam, X. Huang, K. Le, "A novel image quality index for image quality assessment," *Neural Information Processing*, (eds.) M. Lee, A. Hirose, Z. G. Hou, R. M. Kil, (Springer, Berlin), pp. 549–556, 2013
- [98] K. V. Thakur, O. H. Damodare, and A. M. Sapkal, "Identification of Suited Quality Metrics for Natural and Medical Images," *Signal and Image Processing : An International Journal*, vol. 7, no. 3, pp. 29–43, 2016.

-
- [99] A. D. Chan, M. M. Hamdy, A. Badre, and V. Badee, "Wavelet Distance Measure for Person Identification Using Electrocardiograms," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 57, no. 2, pp. 248–253, 2008.
- [100] S. K. Yadav, R. Sinha, and P. K. Bora, "Electrocardiogram signal denoising using non-local wavelet transform domain filtering," *IET Signal Processing*, vol. 9, no. 1, pp. 88–96, 2015.
- [101] U. Satija, B. Ramkumar, and M. Sabarimalai Manikandan, "Noise-aware dictionary-learning-based sparse representation framework for detection and removal of single and combined noises from ECG signal," *Healthcare Technology Letters*, vol. 4, no. 1, pp. 2–12, 2017.
- [102] P. Singh, S. Shahnawazuddin, and G. Pradhan, "An Efficient ECG Denoising Technique Based on Non-local Means Estimation and Modified Empirical Mode Decomposition," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 37, no. 10, pp. 4527–4547, 2018.
- [103] D. Sadhukhan, S. Pal, and M. Mitra, "Electrocardiogram data compression using adaptive bit encoding of the discrete Fourier transforms coefficients," *IET Science, Measurement and Technology*, vol. 9, no. 7, pp. 866–874, 2015.
- [104] P. J. Drew, J. R. Monson, "Artificial neural networks," *Surgery*, Vol. 127, no. 1, pp. 3-11, 2000.
- [105] X. Yang, S. Deb, "Cuckoo Search via Lévy flights," *World Congress on Nature Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, 2009.
- [106] N. Dey, "Applications of cuckoo search algorithm and its variants," Springer Verlag, Singapor, 2020.
- [107] R. B. Payne, M. D. Sorenson and K. Klitz "The Cuckoos," Oxford University Press, 2005.
- [108] I. Pavlyukevich, "Lévy flights, non-local search and simulated annealing," *Journal of Computational Physics*, vol. 226, no. 2, pp. 1830–1844, 2007.
- [109] A. M. Reynolds and M. A. Frye, "Free-Flight Odor Tracking in *Drosophila* Is Consistent with an Optimal Intermittent Scale-Free Search," *PLoS ONE*, vol. 2, no. 4, 2007.
- [110] M. F. Shlesinger, G. M. Zaslavsky et U. Frisch, "Lévy Flights and Related Topics in Physics," Springer, (1995).

- [111] J. L. Silván-Cárdenas, L. Wang, and F. B. Zhan, "Representing geographical objects with scale-induced indeterminate boundaries : A neural network-based data model," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 23, no. 3, pp. 295–318, 2009.
- [112] N. Sundararajan, P. Saratchandran, L. Y. Wei, "Radial basis function neural networks with sequential learning," *Singapore : World Scientific*, 1999.
- [113] A. D. Back, "Radial basis function," In : Y. H. Hu, J. Hwang, (Eds). "Handbook of neural network signal processing," Boca Raton : CRC press, 2001.
- [114] B. Junior, B. Maurice, "Fonctionnement du neurone artificiel," 2018. From <https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/fonctionnement-du-neurone-artificiel>
- [115] P. Borne, M. Benrejeb, J. Haggége, "Neural network presentation and application," *Edition TECHNIP*, Paris, 2007.